



TUGAS AKHIR - SS 145561

**PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA REL DIESEL
(KRD) RUTE BOJONEGORO-SURABAYA MENGGUNAKAN
METODE ARIMA BOX-JENKINS**

**ERISANDY PURWADITYA PUTRI
NRP 1313 030 097**

**Dosen Pembimbing
Irhamah, M.Si, Ph.D**

**PROGRAM STUDI DIPLOMA III
JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016**



FINAL PROJECT - SS 145561

**FORECASTING THE NUMBER OF BOJONEGORO-SURABAYA
DIESEL TRAIN PASSENGER USING ARIMA BOX-JENKINS**

**ERISANDY PURWADITYA PUTRI
NRP 1313 030 097**

**Supervisor
Irhamah, M.Si, Ph.D**

**DIPLOMA III STUDY PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2016**

LEMBAR PENGESAHAN

**PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA REL
DIESEL (KRD) RUTE BOJONEGORO-SURABAYA
MENGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS**

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya
pada

Program Studi Diploma III Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

ERISANDY PURWADITYA PUTRI

NRP. 1313 030 097

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir:

Irhamah, M.Si, Ph.D

NIP. 19780406 200112 2 002

(.....)

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

JURUSAN
STATISTIKA

SURABAYA, JUNI 2016

**LEMBAR PERNYATAAN
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH
UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai mahasiswa Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini saya :

Nama : Erisandy Purwaditya Putri
Nrp. : 1313030097
Jurusan / Fak : Statistika / FMIPA
Alamat kontak : Jl. Nangka II RT 21 / RW 2, Desa Sidobandung, Kec. Bales, Kab. Bojonegoro
a. Email : erisandyputri20@gmail.com
b. Telp/HP : 081252454129

Menyatakan bahwa semua data yang saya *upload* di Digital Library ITS merupakan hasil final (revisi terakhir) dari karya ilmiah saya yang sudah disahkan oleh dosen penguji. Apabila dikemudian hari ditemukan ada ketidaksesuaian dengan kenyataan, maka saya bersedia menerima sanksi.

Demi perkembangan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif (*Non-Exclusive Royalti-Free Right*) kepada Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Rel Diesel (KRD) Rute Bojonegoro - Surabaya Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins

Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (*database*), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di internet atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta. Saya bersedia menanggung secara pribadi, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya Ilmiah saya ini tanpa melibatkan pihak Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dosen Pembimbing 1



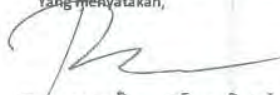
Irhamah, M.Si, Ph.D

NIP. 19780406 200112 2 002

Dibuat di : Surabaya

Pada tanggal : 29 Juni 2016

Yang menyatakan,



Erisandy Purwaditya Putri

Nrp. 1313030097

KETERANGAN :

Tanda tangan pembimbing wajib dibubuhi stempel jurusan.

Form dicetak dan diserahkan di bagian Pengadaan saat mengumpulkan hard copy TA/Tesis/Disertasi.

PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA REL DIESEL (KRD) TUJUAN BOJONEGORO-SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

Nama Mahasiswa : Erisandy Purwaditya Putri
NRP : 1313 030 097
Program Studi : Diploma III
Jurusan : Statistika FMIPA ITS
Dosen Pembimbing : Irhamah, M.Si, Ph.D

Abstrak

Kereta Rel Diesel (KRD) Bojonegoro merupakan salah satu kereta api ekonomi lokal yang beroperasi di Jawa Timur. Dari beberapa kereta api dengan rute relasi Surabaya, KRD Bojonegoro merupakan satu-satunya kereta api ekonomi lokal yang melewati shortcut Surabaya Pasar Turi-Surabaya Gubeng. Manager Humas PT. KAI (Persero) DAOP (Daerah Operasi) VIII Surabaya yaitu Sumarsono mengatakan bahwa tingkat okupansi KA yang menuju Surabaya selalu penuh, jadi KA ini semakin menambah pilihan bagi masyarakat. Dari penjelasan dan pernyataan tersebut memunculkan kemungkinan bahwa jumlah penumpang KRD Bojonegoro lebih banyak dibandingkan dengan kereta api ekonomi lokal lainnya yang beroperasi di Jawa Timur. Jumlah penumpang tersebut dapat dinyatakan sebagai data runtun waktu dalam periode harian, sehingga jumlah penumpang setiap harinya pasti tidak akan sama dan pada periode mendatang mungkin terdapat jumlah penumpang yang sama, bahkan lebih banyak atau sedikit. Untuk mengetahui banyaknya jumlah penumpang KRD Bojonegoro pada periode mendatang, perlu dilakukan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. ARIMA Box-Jenkins digunakan karena metode ini sangat kuat untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang lebih akurat serta model baku yang banyak digunakan untuk memodelkan data runtun waktu, selain itu juga dapat diterapkan pada semua pola data runtun waktu. Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA yang diperoleh terdapat fenomena musiman mingguan, sehingga dapat diperkirakan jumlah penumpang KRD Bojonegoro terbanyak pada hari Jum'at, 1 Januari 2016 dan terendah pada hari Kamis, 7 Januari 2016.

Kata Kunci : ARIMA Box-Jenkins, Shortcut

FORECASTING THE NUMBER OF BOJONEGORO-SURABAYA DIESEL TRAIN PASSENGER USING ARIMA BOX-JENKINS

Student Name : Erisandy Purwaditya Putri
NRP : 1313 030 097
Program : Diploma III
Departement : Statistika FMIPA ITS
Academic Supervisor : Irhamah, M.Si, Ph.D

Abstract

Bojonegoro Diesel Train is the one of local economic train that operates in the East Java province. It is the only local economy train that passes through from Surabaya Pasar Turi shortcut to Surabaya Gubeng. PT. KAI public relations of the operation VIII Surabaya area is Mr. Sumarsono said that the occupancy of the train to Surabaya was always full, so that train progressively increased the people choices. From the explanation and the statement, raising the possibility that the amount of Bojonegoro Diesel Train passengers more than the other local economic train in the East Java Province. The amount of passengers that can be expressed as time series data in a daily period, bringing the total number of passenger each day certainly will not be the same and in future periods may be contained the same number of passengers, even more or less. Therefore, to determine the number of Bojonegoro Diesel Train passengers, it is necessary to forecasting using ARIMA Box-Jenkins. ARIMA Box-Jenkins used because the method is very robust to generate short-term forecasting more accurate and standard models are widely used to time series data modeling, in addition to the ARIMA Box-Jenkins can also be applied to any pattern of time series data. The analysis showed that the ARIMA model are obtained weekly seasonal phenomenon, so it can be estimated that the number of Bojonegoro Diesel Train passengers most on Friday, January 1st, 2016 and the lowest on Thursday, January 7th, 2016.

Keywords : ARIMA Box-Jenkins

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb

Segala puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT Tuhan semesta alam atas berkat dan hidayah-Nya menuntun penulis untuk menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan Judul **“PERAMALAN JUMLAH PENUMPANG KERETA REL DIESEL (KRD) TUJUAN BOJONEGORO-SURABAYA MENGGUNAKAN METODE ARIMA BOX-JENKINS”**

Penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir tidak lepas dari dukungan dan bimbingan berbagai pihak. Sehingga pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada :

1. Kedua Orang Tua penulis yang selalu memberi dukungan dan memberi fasilitas terbaik agar penulis dapat menyelesaikan studi dengan baik.
2. Ibu Irhamah, M.Si, Ph.D selaku dosen pembimbing laporan Tugas Akhir yang senantiasa dengan sabar dan teliti membimbing dan membekali berbagai ilmu kepada penulis hingga selesainya laporan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Wiwik Setya Winahju, MS dan Bapak R. Mohammad Atok, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran untuk menyempurnakan laporan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si selaku Ketua Program Studi yang baru saat pembuatan buku Tugas Akhir berlangsung sehingga membantu prosesi dalam pengambilan mata kuliah Tugas Akhir.
5. Bapak Dr. Suhartono selaku Ketua Jurusan Statistika dan dosen wali yang telah memberikan motivasi dan dukungan serta mempermudah kelancaran penulis untuk menyelesaikan studi dari awal masa perkuliahan hingga menyelesaikan laporan Tugas Akhir.
6. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen yang ada di Jurusan Statistika yang telah memberikan banyak ilmu kepada penulis dan

memberikan masukan positif agar penulis dapat lebih baik lagi ke depannya.

7. Seluruh staff Tata Usaha yang ada di Jurusan Statistika yang telah memperlancar penulis semasa perkuliahan.
8. Salah satu staff karyawan PT.KAI (Persero) Daerah Operasi IV Semarang bagian Pemasaran Angkutan Penumpang, Mas Sekha yang telah rela membagi waktunya untuk membantu segala hal yang dibutuhkan penulis, sehingga laporan Tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan lancar.
9. Teman seperjuangan dalam menyelesaikan Tugas Akhir Titik Cahya Ningrum dan semua teman seperjuangan Laboratorium Komputasi yang selalu saling mendukung dan membantu, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini dengan lancar.
10. Teman seangkatan Umi dan Nanda yang telah meminjamkan sarana transportasi serta Farah, Hikma dan Kristin yang telah rela memberikan tumpangan, segala bantuan serta dukungan kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini dengan lancar.

Penulis berharap terdapat manfaat dari laporan Tugas Akhir ini untuk pihak-pihak terkait terutama pembaca. Penulis sangat menyadari bahwa masih terdapat banyak kekurangan penulis dalam laporan Tugas Akhir ini. Sehingga penulis berharap dapat menerima kritik dan saran yang dapat membangun penulis agar lebih baik lagi untuk penelitian selanjutnya.

Wa'alaikumsalam Wr. Wb

Surabaya, Juni 2016

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
TITLE PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis Deret Waktu	5
2.2 Identifikasi Model	5
2.2.1 Stasioneritas Data dalam <i>Time Series</i>	5
2.2.2 Fungsi Autokorelasi (<i>Autocorrelation Function</i>) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (<i>Partial Autocorrelation Function</i>)	7
2.3 Model-model ARIMA	9
2.4 Penaksiran Parameter	10
2.5 Pengujian Signifikansi Parameter	13
2.6 Pemeriksaan Diagnostik	14
2.7 Kriteria Pemilihan Model Terbaik	16
2.8 Deteksi <i>Outlier</i>	17

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data	19
3.2 Variabel Penelitian	19
3.3 Langkah Penelitian	19
3.4 Diagram Alir	20

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Pembentukan Model ARIMA	23
4.2 Peramalan Jumlah Penumpang KRD Bojonego- ro dengan Rute Bojonegoro-Surabaya	34

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	39
5.2 Saran.....	39

DAFTAR PUSTAKA	41
-----------------------------	-----------

LAMPIRAN	43
-----------------------	-----------

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 <i>Flow Chart</i> Langkah Penelitian Secara Umum .	20
Gambar 3.2 <i>Flow Chart</i> Pemodelan ARIMA).....	21
Gambar 4.1 <i>Time Series Plot</i> Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	23
Gambar 4.2 Transformasi <i>Box-Cox</i> Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	24
Gambar 4.3 Plot ACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	25
Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	27
Gambar 4.5 Plot ACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro dengan <i>Differencing</i> 1 dan 7.....	28
Gambar 4.6 Plot PACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro dengan <i>Differencing</i> 1 dan 7.....	29
Gambar 4.7 Plot Data <i>Out Sample</i> dengan Data Estimasi dari Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷ dan ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	31
Gambar 4.8 Plot Data Aktual, Fits dan Data Ramalan	35
Gambar 4.9 Plot Residual antara Data Aktual dan Fits	36
Gambar 4.10 Plot Data Ramalan dan Aktual Bulan Januari 2016.....	37

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Beberapa Nilai λ pada Transformasi <i>Box-Cox</i> yang Bersesuaian.....	6
Tabel 2.2 Karakteristik Teoritis Model AR, MA atau ARMA Untuk Pola Data Stasioner	9
Tabel 4.1 Hasil Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller</i> Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	26
Tabel 4.2 Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	29
Tabel 4.3 Pemeriksaan Diagnostik Residual Data Harian Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	30
Tabel 4.4 Perbandingan Kebaikan Model Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	32
Tabel 4.5 Peramalan Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro .	34

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Keberadaan moda transportasi seperti pesawat, kereta dan bus sangat membantu mobilitas masyarakat di Indonesia, selain itu masyarakat sekarang dapat mengakses moda transportasi tersebut dengan mudah. Tarif yang diberlakukan pada setiap moda transportasi juga masih dapat dijangkau oleh masyarakat menengah kebawah, kecuali untuk moda transportasi pesawat, hanya masyarakat kelas menengah keatas yang dapat mengakses moda transportasi tersebut. Ada kalanya terdapat beberapa perusahaan maskapai penerbangan yang memberikan diskon besar sehingga masyarakat kelas menengah kebawah-pun dapat mengakses pesawat, akan tetapi moda transportasi seperti kereta api masih menjadi primadona dikalangan masyarakat kelas menengah kebawah. Kereta api yang biasa digunakan oleh masyarakat kelas menengah kebawah adalah kereta api kelas ekonomi, karena harga tiket yang diberlakukan masih dapat dijangkau dan masyarakat juga dapat mengakses kereta api tersebut dengan mudah.

Khususnya di Jawa Timur terdapat beberapa kereta api ekonomi lokal yang beroperasi yaitu kereta api Rapih Dhoho dan Penataran dengan rute Surabaya kota-Blitar, KRD (Kereta Rel Diesel) Kertosono dengan rute Surabaya kota-Kertosono, Komuter dengan rute Surabaya kota-Porong, KRD Bojonegoro dengan rute Surabaya-Bojonegoro, Pandanwangi dengan rute Kalibaru-Jember dan Probowangi dengan rute Surabaya-Probolinggo dan Probolinggo-Banyuwangi. Dari beberapa kereta api dengan rute relasi Surabaya, KRD Bojonegoro merupakan satu-satunya kereta api ekonomi lokal yang melewati *shortcut* Surabaya Pasar Turi-Surabaya Gubeng. Manager Humas PT. KAI (Persero) DAOP VIII Surabaya yaitu Sumarsono mengatakan bahwa KA ekonomi ini disediakan untuk memenuhi kebutuhan transportasi masyarakat yang aman, nyaman dan murah, khususnya untuk masyarakat menengah kebawah, se-

perti pedagang, pegawai dan mahasiswa (PT. KAI, 2015). Sumarsono juga menegaskan bahwa tingkat okupansi KA yang menuju Surabaya selalu penuh, jadi KA ini semakin menambah pilihan bagi masyarakat (PT. KAI, 2015). Dari pernyataan-pernyataan yang telah dijelaskan tersebut menjadi alasan pene-litian ini dilakukan, karena tingkat okupansi KA yang menuju Surabaya selalu penuh dan KRD Bojonegoro adalah satu-satunya kereta api ekonomi lokal di Jawa Timur yang melewati *shortcut* Surabaya Pasar Turi-Surabaya Gubeng. Sehingga, kemungkinan jumlah penumpang KRD Bojonegoro lebih banyak dibandingkan dengan kereta api ekonomi lokal lainnya yang ada di Jawa Timur.

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui banyaknya penumpang KRD Bojonegoro pada periode yang mendatang agar PT. KAI (Persero) DAOP (Daerah Operasi) IV Semarang, DAOP VIII Surabaya dan Stasiun Besar Kereta Api Bojonegoro memperoleh tambahan informasi untuk memenuhi kebutuhan penumpang atau masyarakat dengan baik. Adapun cara untuk mengetahui banyaknya penumpang KRD Bojonegoro yaitu dengan meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro pada periode-periode sebelumnya dengan menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins. Box-Jenkins menunjukkan bahwa model ARIMA merupakan model baku yang banyak digunakan untuk memodelkan data runtun waktu dan sebagai alat yang sangat kuat dalam menghasilkan peramalan-peramalan jangka pendek yang lebih akurat (Kartikawati, 2012). Selain itu model ARIMA juga dapat diterapkan pada semua pola data runtun waktu, maka dari itu metode ARIMA Box-Jenkins ini digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya. Beberapa penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya mengenai peramalan jumlah penumpang kereta api menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins adalah analisis deret waktu untuk meramalkan banyaknya penumpang harian kereta rel diesel (KRD) tujuan Kertosono dari Surabaya menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins oleh Wijaya (2011) diperoleh model ARIMA $([1,5],0,0)(0,1,1)^7$, Rahmadhani (2010) menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins untuk meramalkan banyaknya penum-

pang kereta api kelas bisnis eksekutif jurusan Madiun-Jakarta dan diperoleh model ARIMA (1,1,2) dan analisis deret waktu untuk meramalkan jumlah penumpang kereta api Rapih Dhoho jurusan Surabaya-Blitar lewat Kertosono oleh Musyafa (2004) dan diperoleh model ARIMA (2, 0, 0)(0,1,1)⁷.

Berdasarkan tiga peramalan jumlah penumpang kereta api yang pernah dilakukan, penelitian tentang jumlah penumpang KRD Bojonegoro menggunakan metode ARIMA Box-Jenkins belum pernah dilakukan sebelumnya. Oleh karena itu, alasan ini pula yang melatarbelakangi penelitian ini dilakukan. Harapan dari hasil penelitian ini yaitu dapat membantu PT. KAI (Persero) DAOP IV Semarang, DAOP VIII Surabaya dan Stasiun Besar Kereta Api Bojonegoro untuk memperoleh tambahan informasi tentang banyaknya penumpang KRD Bojonegoro pada periode-periode yang akan datang, agar PT. KAI (Persero) DAOP IV Semarang, DAOP VIII Surabaya dan Stasiun Besar Kereta Api Bojonegoro dapat mempersiapkan segala kebutuhan penumpang atau masyarakat dengan baik.

1.2 Rumusan Masalah

KRD Bojonegoro adalah satu-satunya kereta api ekonomi lokal di Jawa Timur yang melewati *shortcut* Surabaya Pasar Turi-Surabaya Gubeng dengan tingkat okupansi KA yang menuju Surabaya selalu penuh. Hal tersebut menimbulkan kemungkinan bahwa jumlah penumpang KRD Bojonegoro lebih banyak jika dibandingkan dengan kereta api ekonomi lokal lainnya di Jawa Timur. Jumlah penumpang tersebut dapat dinyatakan sebagai data runtun waktu dalam periode harian, sehingga jumlah penumpang setiap harinya pasti tidak akan sama dan pada hari-hari tertentu terdapat jumlah penumpang yang terlalu sedikit atau terlalu banyak. Maka dari itu perlu dilakukan analisis terhadap jumlah penumpang KRD Bojonegoro-Surabaya untuk mengetahui apakah pada periode-periode mendatang, jumlah penumpang akan selalu banyak setiap harinya atau ada hari-hari tertentu dimana KRD tersebut mempunyai sedikit penumpang. Karena belum diketahui secara pasti pola data run-

tun waktu yang akan dihasilkan maka metode ARIMA Box-Jenkins merupakan metode yang sesuai untuk penyelesaian permasalahan tersebut, yaitu untuk memodelkan dan meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya pada periode-periode mendatang.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang diperoleh berdasarkan perumusan masalah adalah sebagai berikut.

1. Memodelkan data jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya menggunakan model ARIMA Box-Jenkins.
2. Mengetahui ramalan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya untuk periode satu bulan kedepan.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah dapat memberikan tambahan informasi untuk PT. KAI (Persero) DAOP (Dae-rah Operasi) VIII Surabaya, DAOP IV Semarang dan Stasiun Besar Kereta Api Bojonegoro.

1.5 Batasan Masalah

Pada penelitian ini tidak bisa dilakukan pemeriksaan pada *Time Series Plot* untuk mengetahui adanya indikasi musiman pada jumlah penumpang KRD Bojonegoro di setiap tahunnya, karena adanya keterbatasan data yang diperoleh yaitu data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro pada bulan April sampai bulan Desember 2015. Data yang seharusnya digunakan adalah data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro dari bulan Januari 2014 sampai dengan bulan Desember 2015.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu (*Time series Analysis*) adalah suatu rangkaian tersusun dari pengamatan dan biasanya tersusun berdasarkan waktu, terutama pada interval waktu yang sama (Wei, 2006). Analisis deret waktu merupakan suatu contoh dari proses stokastik. Proses stokastik adalah serangkaian data dari pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan, dimana pengambilan datanya dilakukan pada interval waktu yang tetap dan sumber yang sama (Wei, 2006). Setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random Z_t yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu (t_i) sebagai urutan waktu pengamatan, sehingga penulisan data *time series* adalah $Z_{t_1}, Z_{t_2}, Z_{t_3}, \dots, Z_{t_n}$. Terdapat beberapa hal yang harus dilakukan untuk mendapatkan model ARIMA Box-Jenkins yaitu identifikasi model, estimasi dan signifikansi parameter, pemeriksaan residual dan pemilihan model terbaik.

2.2 Identifikasi Model

Sebelum melakukan identifikasi untuk menentukan model ARIMA yang akan digunakan, terdapat hal-hal yang harus diperhatikan yaitu stasioneritas data, fungsi autokorelasi dan autokorelasi parsial.

2.2.1 Stasioneritas Data dalam *Time series*

Proses *time series* seperti aspek AR dan MA dari model ARMA hanya digunakan untuk data yang stationer, akan tetapi terdapat banyak aplikasi *time series* yang digunakan dalam bidang ekonomi dan bisnis mempunyai data yang tidak stasioner (Wei, 2006). Terdapat stasioneritas data dalam *time series* yaitu stasioneritas data dalam mean dan stasioneritas data dalam varians. Untuk mengetahui stasioneritas data dalam mean dapat dilakukan pemeriksaan pada plot ACF, jika pola plot tersebut turun cepat maka dapat diindikasikan bahwa data telah stasioner dalam mean. Stasioneritas data dalam mean juga dapat diketahui melalui pengujian *Augmented*

Dickey Fuller dengan hipotesis dan statistik ujinya adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

Hipotesis :

H_0 : Data tidak stasioner ($\delta = 0$)

H_1 : Data telah stasioner ($\delta < 0$)

Statistik Uji :

$$\tau^* = \frac{\hat{\delta}}{s.e(\hat{\delta})} \quad (2.1)$$

Daerah penolakan :

Tolak H_0 jika $\tau^* > t_{(1-\alpha/2),df}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

Untuk mengatasi ketidakstasioneran terhadap mean yaitu menggunakan metode perbedaan atau *differencing*, persamaan untuk proses *differencing* dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$W_t = (1-B)^d Z_t \quad (2.2)$$

Sedangkan stasioneritas data dalam varians dapat diketahui dari nilai *Rounded value* atau batas kepercayaan yang terdapat pada transformasi *Box-Cox*, jika nilai *Rounded value* atau selang kepercayaan melewati angka satu, maka diindikasikan data telah stasioner dalam varians. Untuk data yang tidak stasioner dalam varians, dapat distasionerkan menggunakan transformasi *Box-Cox* sebagai berikut (Wei, 2006).

$$T(Z_t) = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.3)$$

Berikut adalah beberapa nilai λ yang biasa digunakan, dan transformasinya.

Tabel 2.1 Beberapa Nilai λ pada Transformasi *Box-Cox* yang Bersesuaian

Nilai estimasi λ	Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (tidak ada transformasi)

(Wei, 2006)

2.2.2 Fungsi Autokorelasi (*Autocorrelation Function*) dan Fungsi Autokorelasi Parsial (*Partial Autocorrelation Function*)

Setelah data sudah stasioner dalam mean dan varians, maka langkah selanjutnya adalah identifikasi model dengan memperhatikan fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial untuk menduga model awal ARIMA yang sesuai untuk meramalkan data pada periode yang akan datang. Fungsi Autokorelasi atau *Autocorrelation Function* (ACF) merupakan keeratan hubungan linier antara pengamatan Z_t dan Z_{t+k} pada data *time series* yang dipisahkan oleh waktu sebesar k . Untuk proses *time series* yang stasioner (Z_t), mean yang diperoleh yaitu $E(Z_t) = \mu$ dan variansnya adalah $\text{var}(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$. Varians yang diperoleh tersebut konstan, dan kovarians $\text{cov}(Z_t, Z_s)$ yang fungsinya hanya pada perbedaan waktu $|t - s|$, sehingga kovarians antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\begin{aligned}\gamma_k &= \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) \\ &= E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)\end{aligned}\quad (2.4)$$

dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\rho = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{\text{var}(Z_t)}\sqrt{\text{var}(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}\quad (2.5)$$

dengan : $\text{var}(Z_t) = \text{var}(Z_{t+k}) = \gamma_0$

γ_k = fungsi autokovarians ke- k

ρ_k = fungsi autokorelasi atau *Autocorrelation Function* (ACF) pada lag ke- k ,

Untuk proses yang stasioner, fungsi autokovarians γ_k dan fungsi autokorelasi ρ_k memenuhi beberapa hal sebagai berikut.

1. $\gamma_0 = \text{var}(Z_t)$; $\rho_0 = 1$
2. $|\gamma_k| \leq \gamma_0$; $|\rho_k| \leq 1$
3. $\gamma_k = \gamma_{-k}$; $\rho_k = \rho_{-k}$

Sedangkan fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan sampel

data dapat dirumuskan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\begin{aligned}\hat{\rho}_k &= \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\text{var}(Z_t)} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}\end{aligned}\quad (2.6)$$

untuk $k = 0, 1, \dots, n$

Autokorelasi parsial antara Z_t dan Z_{t+k} akan memiliki nilai yang sama dengan autokorelasi biasa antara $(Z_t - \hat{Z}_{t+k})$ dengan $(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})$ sehingga diberikan P_k yaitu fungsi autokorelasi parsial. Berikut adalah persamaan fungsi autokorelasi parsial atau *Partial Auto-correlation Function* (PACF) (Wei, 1990).

$$P_k = \frac{\text{cov}[(Z_t - \hat{Z}_t), (Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})]}{\sqrt{\text{var}(Z_t - \hat{Z}_t)} \sqrt{\text{var}(Z_{t+k} - \hat{Z}_{t+k})}} \quad (2.7)$$

sedangkan PACF untuk data sampel adalah sebagai berikut.

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_j} \quad (2.8)$$

dengan $\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}$, $j = 1, 2, \dots, k$

Plot fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) dapat digunakan untuk mengidentifikasi model awal untuk pola data stasioner pada model ARIMA. Sebelum meramalkan data untuk periode yang akan datang, maka hal pertama yang harus dilakukan adalah menduga model awal dengan melihat plot-plot ACF dan PACF yang keluar dari batas kepercayaan pada lag-lag tertentu. Plot-plot yang keluar tersebut dikombinasikan dan dimasukkan kedalam model ARIMA. Sedangkan untuk model AR (p), MA (q) dan ARMA (p,q) dapat diidentifikasi melalui pola dari plot ACF dan PACF. Karakteristik teoritis beberapa model ARI-

MA disajikan dalam Tabel 2.2 sebagai berikut.

Tabel 2.2 Karakteristik Teoritis Model AR, MA atau ARMA untuk Pola Data Stasioner

Model	ACF	PACF
AR (p)	Turun cepat secara eksponensial atau sinusoidal	Terpotong setelah lag- p
MA (q)	Terpotong setelah lag- q	Turun cepat secara eksponensial atau sinusoidal
ARMA (p,q)	Turun setelah lag ($q-p$)	Turun setelah lag ($p-q$)

(Wei, 2006)

2.3 Model-model ARIMA

Model-model *time series* Box Jenkins (ARIMA) terdiri dari beberapa model seperti *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Mixed Autoregressive Moving Average* (ARMA), *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Wei, 2006). Berikut adalah bentuk model *Autoregressive* orde ke- p (AR (p)) secara umum berikut.

$$\dot{Z}_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \phi_3 Z_{t-3} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.9)$$

dimana, μ = nilai konstan

ϕ_p = parameter autoregressive ke- p

a_t = nilai residual pada waktu ke- t ,

sedangkan bentuk umum model *moving average* yang berorde q (MA (q)) adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.10)$$

dimana, θ_q = parameter-parameter *moving average*

a_{t-q} = nilai residual pada waktu $t-q$

μ = suatu konstanta,

dan bentuk umum model campuran dari model AR (p) dan model MA (q) adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.11)$$

Sebuah *time series* dapat dikatakan mengikuti model *Autoregressive Integrated Moving Average* jika perbedaan ke- d yaitu $W_t = \nabla d Z_t$ adalah proses ARMA yang stasioner. Jika Z_t mengikuti model ARMA (p, q) , maka dapat dikatakan bahwa Z_t adalah proses ARIMA (p, d, q) . Berikut adalah persamaannya (Cryer, 2008)

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (2.12)$$

dimana $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$, $\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$ dan a_t adalah sebuah proses *Gaussian* $N(0, \sigma_a^2)$ *white noise* (Wei, 2006). Suatu proses *time series* Z_t yang terdiri dari hubungan dalam periode dan hubungan antar periode disebut sebagai model ARIMA musiman, dimana hubungan dalam periode tersebut adalah hubungan yang merepresentasikan korelasi antara $\dots Z_{t-2}, Z_{t-1}, Z_t, Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots$. Sedangkan yang dimaksud dengan hubungan antar periode adalah hubungan yang merepresentasikan korelasi antara $\dots, Z_{t-2s}, Z_{t-s}, Z_{t+s}, Z_{t+2s}, \dots$. Berdasarkan penjelasan tersebut dapat diperoleh bentuk umum dari model ARIMA pada orde ke- p, q dengan proses *differencing* sebanyak d , sehingga notasi umum dari ARIMA $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t \quad (2.13)$$

dimana, $\phi_p(B)$ dan $\theta_q(B)$ adalah faktor umum dari model *Autoregressive* (AR(p)) dan model *Moving Average* (MA(q)). Sedangkan $\Phi_p(B^s)$ dan $\Theta_Q(B^s)$ merupakan faktor musiman dari model *Autoregressive* dan model *Moving Average* dengan s adalah periode musiman, p dan q adalah suatu orde AR dan MA, sedangkan d dan D merupakan *differencing* terhadap data dan *differencing* musiman.

2.4 Penaksiran Parameter

Salah satu metode yang digunakan untuk menaksir parameter dari model ARIMA adalah *Conditional Least Square* (CLS), yaitu

sebuah metode yang menaksir parameter dengan meminimumkan jumlah kuadrat error (SSE). Jika diterapkan pada model AR (p) adalah sebagai berikut (Cryer, 2008).

$$Z_t - \mu = \phi_1(Z_{t-p} - \mu) + a_t \quad (2.14)$$

Dapat dilihat bahwa model tersebut merupakan sebuah model regresi dengan variabel prediktor Z_{t-1} dan variabel responnya adalah Z_t . Estimasi kuadrat terkecil dengan meminimalkan jumlah kuadrat perbedaan antara Z_t dan Z_{t-1} adalah sebagai berikut.

$$(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-p} - \mu) \quad (2.15)$$

Karena hanya Z_1, Z_2, \dots, Z_n yang diamati, maka hanya dapat disimpulkan dari $t = 2$ sampai $t = n$, sehingga,

$$S_c(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-p} - \mu)]^2 \quad (2.16)$$

hal ini biasanya disebut fungsi jumlah kuadrat bersyarat (*conditional sum of squares function*). Menurut prinsip kuadrat terkecil yaitu dengan menaksir ϕ dan μ , masing-masing nilai tersebut dapat meminimalkan $S_c(\phi, \mu)$ dengan nilai yang diamati yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_n . Dengan mempertimbangkan bahwa $\partial S_c / \partial \mu = 0$, sehingga,

$$\frac{\partial S_c}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-p} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \quad (2.17)$$

bentuk sederhana untuk μ ,

$$\mu = \frac{1}{(n-1)(1-\phi)} \left[\sum_{t=2}^n Z_t - \phi \sum_{t=2}^n Z_{t-p} \right] \quad (2.18)$$

untuk n atau sampel yang berukuran besar,

$$\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n Z_t \approx \frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n Z_{t-p} \approx \bar{Z} \quad (2.19)$$

dengan demikian, terlepas dari nilai ϕ , persamaan (2.18) berkurang menjadi,

$$\hat{\mu} \approx \frac{1}{1-\phi} (\bar{Z} - \phi \bar{Z}) = \bar{Z} \quad (2.20)$$

kecuali untuk efek akhir, oleh karena itu dapat dikatakan bahwa $\mu = \bar{Z}$. Meminimalisasikan fungsi jumlah kuadrat bersyarat yaitu

$S_c(\phi, \mu)$ yang berkaitan dengan parameter model AR, sehingga fungsi jumlah kuadrat bersyarat $S_c(\phi, \mu)$ dapat diturunkan terhadap ϕ adalah sebagai berikut.

$$\frac{\partial S_c(\phi, \bar{Z})}{\partial \phi} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-p} - \bar{Z})](Z_{t-p} - \bar{Z}) \quad (2.21)$$

Jika hasil turunan yang diperoleh dari persamaan (2.21) disamakan nol (0), maka dapat diperoleh juga nilai taksiran untuk ϕ yaitu parameter model AR (p) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-p} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-p} - \bar{Z})^2} \quad (2.22)$$

Jika *Conditional Least Square* (CLS) diterapkan pada model MA(q) adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \mu + a_t - \theta a_{t-1} \quad (2.23)$$

Pada persamaan (2.23) dapat dilihat bahwa tidak jelas bagaimana metode kuadrat terkecil atau regresi dapat diterapkan untuk model tersebut. Namun, terdapat model MA (q) yang dapat dinyatakan sebagai berikut (Cryer, 2008).

$$Z_t = -\theta Z_{t-1} - \theta^2 Z_{t-2} - \theta^3 Z_{t-3} - \dots + a_t \quad (2.24)$$

Sebuah model autoregresif dengan orde yang tak terbatas. Jadi metode kuadrat terkecil dapat dilakukan pada model tersebut dengan memilih nilai θ yang meminimalkan,

$$S_c(\theta) = \sum (a_t)^2 = \sum [Z_t + \theta Z_{t-1} + \theta^2 Z_{t-2} + \theta^3 Z_{t-3} + \dots]^2 \quad (2.25)$$

dimana secara implisit $a_t = a_t(\theta)$ adalah sebuah fungsi dari rangkaian observasi dan parameter θ yang tidak diketahui. Dari persamaan (2.25) dapat dilihat bahwa masalah metode kuadrat terkecil adalah nonlinier dalam parameter, sehingga tidak akan dapat meminimalkan $S_c(\theta)$ dengan menurunkan terhadap nilai θ dan kemudian hasilnya disamadengkan 0. Masalah lain yang terdapat dalam persamaan (2.25) adalah tidak menunjukkan batas eksplisit pada penjumlahan. Terdapat cara untuk mengatasi masalah tersebut yaitu dengan mengevaluasi $S_c(\theta)$ untuk nilai tunggal θ yang diberikan dalam persamaan (2.24), sehingga diperoleh persamaan sebagai beri-

kut.

$$a_t = Z_t + \theta a_{t-1} \quad (2.26)$$

Nilai a_1, a_2, \dots, a_n dapat dihitung secara rekursif jika memiliki nilai awal a_0 , maka dari itu nilai a_0 disisalkan 0 yaitu $a_0 = 0$, sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} a_1 &= Z_1 \\ a_2 &= Z_2 + \theta a_1 \\ a_3 &= Z_3 + \theta a_2 \\ &\vdots \\ a_n &= Z_n + \theta a_{n-1} \end{aligned} \quad (2.27)$$

Setelah memperoleh persamaan (2.27), langkah selanjutnya adalah menghitung estimasi parameter untuk model MA dengan rumus sebagai berikut.

$$S_c(\theta) = \sum (a_t)^2 \quad (2.28)$$

Untuk menghitung nilai $S_c(\theta)$ tergantung pada nilai a_0 yaitu $a_0 = 0$. Setelah mendapatkan nilai tersebut, kemudian diminimalisasi dengan menurunkannya terhadap θ dan disamadengankan 0, sehingga diperoleh estimasi parameter θ untuk model MA.

2.5 Pengujian Signifikansi Parameter

Setelah mendapatkan estimasi parameter untuk model awal ARIMA, maka perlu dilakukan pengujian signifikansi terhadap parameter-parameter tersebut. Uji signifikansi parameter diperlukan karena signifikansi parameter pada model ARIMA merupakan salah satu kondisi yang harus terpenuhi untuk melakukan pemilihan model terbaik. Berikut adalah hipotesis yang digunakan untuk pengujian signifikansi parameter pada model AR (Bowerman, 1979). Hipotesis :

$$H_0 : \phi_p = 0$$

$$H_1 : \phi_p \neq 0$$

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \quad (2.29)$$

dengan $\hat{\phi}_p$ = taksiran koefisien parameter AR

$SE(\hat{\phi}_p)$ = standar error dari taksiran parameter AR

Daerah penolakan :

Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2, n-k}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

Sedangkan hipotesis untuk pengujian signifikansi parameter untuk model MA adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

$$H_0 : \theta_q = 0$$

$$H_1 : \theta_q \neq 0$$

Statistik Uji :

$$t = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)} \quad (2.30)$$

dengan $\hat{\theta}_q$ = taksiran koefisien parameter MA

$SE(\hat{\theta}_q)$ = standar error dari taksiran parameter MA

Daerah penolakan :

Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2, n-k}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

2.6 Pemeriksaan Diagnostik

Setelah mengetahui signifikansi parameter pada model ARI-MA, maka perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik terhadap residual yang dihasilkan oleh model tersebut. Terdapat dua pemeriksaan yang dilakukan yaitu pemeriksaan untuk mengetahui residual memenuhi asumsi berdistribusi normal dan residual memenuhi asumsi *white noise*. Pemeriksaan tersebut merupakan suatu kondisi juga yang harus dilakukan dan diketahui hasilnya untuk melakukan pemilihan model ARIMA terbaik. Pemeriksaan asumsi residual berdistribusi normal dilakukan dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* dan berikut adalah hipotesis dan statistik ujinya (Minitab Inc, 2010).

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji :

$$D = \max(D^+, D^-) \quad (2.31)$$

Daerah penolakan :

Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha, n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

Dimana :

$$D^+ = \max_i \{i / n - Z_{(i)}\}$$

$$D^- = \max_i \{Z_{(i)} - (i-1) / n\}$$

$$Z_{(i)} = F(X_{(i)})$$

n = banyaknya pengamatan

$F(X)$ = fungsi peluang kumulatif dari distribusi normal

$X(i)$ = data urutan ke- i dari sampel random, $1 \leq i \leq n$

Pemeriksaan selanjutnya adalah residual bersifat atau memenuhi asumsi *white noise*. Sebuah proses (a_t) dapat dikatakan suatu proses yang *white noise* jika proses tersebut merupakan sebuah urutan variabel acak yang tidak berkorelasi dari distribusi tetap dengan mean yang diperoleh konstan yaitu $E(a_t) = \mu_a$ dan biasanya diasumsikan 0, varians yang diperoleh juga konstan $\text{var}(a_t) = \sigma_a^2$ dan $\gamma_k = \text{cov}(a_t, a_{t+k}) = 0$ untuk semua $k \neq 0$. Berikut adalah hipotesis dan statistik uji dari pengujian asumsi *white noise* (Wei, 2006).
Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K = 0$ (residual bersifat *white noise*)

H_1 : minimal ada nilai $\rho_k \neq 0$ untuk $k = 1, 2, \dots, K$

(residual tidak bersifat *white noise*).

statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.32)$$

Daerah penolakan :

Tolak H_0 jika $Q > \chi_{\alpha, df=K-p-q}^2$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

dimana : n adalah banyaknya observasi

k adalah jumlah parameter yang ditaksir

2.7 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Langkah selanjutnya setelah melakukan pengujian asumsi adalah melakukan pemilihan model terbaik, dalam pemilihan model terbaik ini terdapat dua kriteria pemilihan yaitu pendekatan *In Sample* dan *Out Sample*. Pada pendekatan *In sample* terdapat dua kriteria pemilihan yaitu berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Swartz's Bayesian Criterion* (SBC). AIC adalah kriteria yang digunakan untuk pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model, sedangkan SBC adalah kriteria yang digunakan untuk pemilihan model terbaik dengan mengikuti kriteria Bayesian. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung nilai AIC dan SBC (Wei, 2006).

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + 2M \quad (2.32)$$

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + M \ln n \quad (2.33)$$

dimana, M = banyaknya parameter

$\hat{\sigma}_\alpha^2$ = estimasi maksimum likelihood σ_α^2

n = banyaknya pengamatan

Pada pendekatan *Out Sample* terdapat dua kriteria pemilihan yaitu berdasarkan nilai RMSE (*Root Mean Squared Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Precentage Error*). RMSE digunakan untuk mengetahui akar kesalahan rata-rata kuadrat dari masing-masing model yang layak, sedangkan MAPE digunakan untuk mengetahui harga mutlak rata-rata dari presentase kesalahan masing-masing model. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk menghitung RMSE dan MAPE (Wei, 2006).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M e_l^2}, \text{ dimana } e_l = Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l) \quad (2.34)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100\% \quad (2.35)$$

dimana, n = banyaknya pengamatan data *In Sample*

M = banyaknya pengamatan data *Out Sample*

e_l = residual pada pengamatan ke- l

Z_{n+l} = nilai data aktual pada pengamatan ke- l

\hat{Z}_l = hasil peramalan pada pengamatan ke- l

2.8 Deteksi *Outlier*

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harian jumlah penumpang kereta api, maka dari itu jumlah penumpang setiap harinya pasti tidak akan sama dan pada hari-hari tertentu terdapat jumlah penumpang yang terlalu sedikit atau terlalu banyak. Sehingga perlu dilakukan pendeteksian *outlier*, pada penelitian ini *outlier* dikelompokkan menjadi *Additive Outlier* dan *Level Shift Outlier*. *Additive outlier* hanya berpengaruh pada pengamatan ke- t , sedangkan *Level Shift Outlier* berpengaruh pada pengamatan ke- t , $t+1$ dan seterusnya, sehingga model dengan *outlier* secara umum adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\dot{Z}_t = \sum_{j=1}^k \varpi_j v_j(B) I_j^{(T_j)} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (2.36)$$

Dengan keterangan sebagai berikut:

$I_j^{(T_j)}$: variabel yang menunjukkan adanya *outlier* pada waktu ke- T_j

$v_j(B)$: 1 untuk AO dan $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$ untuk LS

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data harian jumlah penumpang kereta api ekonomi KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya. Data tersebut diperoleh dari PT. KAI (Persero) DAOP (Daerah Operasi) IV Semarang dan Stasiun Besar Kereta Api Bojonegoro pada tanggal 21 Maret 2016.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harian jumlah penumpang kereta api ekonomi KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya bulan April-Desember 2015.

3.3 Langkah Penelitian

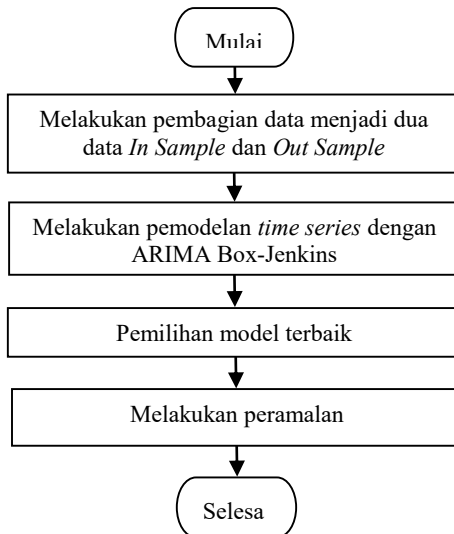
Langkah analisis untuk data jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya adalah sebagai berikut.

1. Membagi data menjadi dua yaitu *In Sample* sebanyak 244 data yang diambil dari bulan April-November 2015 dan *Out Sample* sebanyak 31 data yang diambil dari bulan Desember 2015. *In Sample* digunakan dalam tahap pemodelan, sedangkan *Out Sample* digunakan sebagai validasi
2. Melakukan pemodelan *time series* ARIMA :
 - a. Membuat *time series plot* pada data untuk mengetahui pola data.
 - b. Melakukan pemeriksaan pada data untuk mengetahui stasioneritas data dalam varians dan mean dengan melihat transformasi *Box-cox* untuk memeriksa data stasioner dalam varians dan plot ACF serta pengujian *Augmented Dickey Fuller* untuk memeriksa dan menguji data stasioner dalam mean.
 - c. Melakukan transformasi jika data tidak stasioner dalam varians dan melakukan *differencing* jika data tidak stasioner dalam mean.

- d. Menduga model ARIMA yang akan digunakan dengan melihat plot ACF dan PACF pada data yang sudah stasioner dalam mean dan varians.
 - e. Melakukan penaksiran parameter dan uji signifikansi parameter pada model ARIMA.
 - f. Melakukan pemeriksaan terhadap residual untuk mengetahui apakah residual sudah mengikuti distribusi normal dan memenuhi asumsi *white noise*.
3. Pemilihan model terbaik dari model ARIMA berdasarkan AIC, SBC untuk data *In Sample*, RMSE dan MAPE untuk data *Out Sample*.
 4. Melakukan peramalan pada data dengan menggunakan model ARIMA yang sesuai.
 5. Selesai.

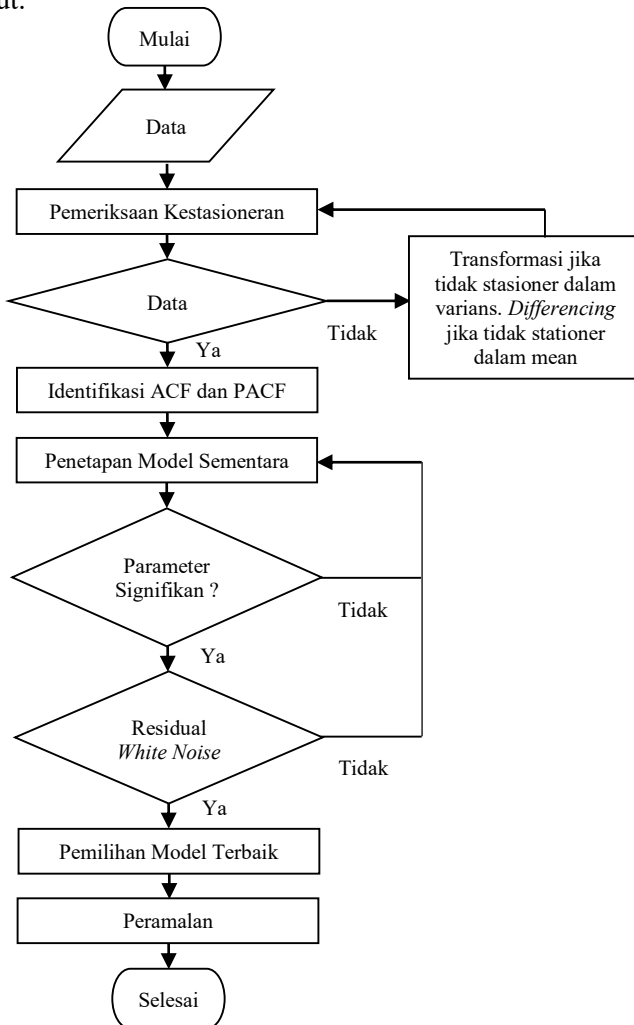
3.4 Diagram Alir

Langkah penelitian disajikan dalam diagram alir pada Gambar 3.1 sebagai berikut.



Gambar 3.1 Flow Chart Langkah Penelitian Secara Umum

sedangkan diagram alir atau *flow chart* untuk melakukan pemodelan *time series* menggunakan model ARIMA adalah sebagai berikut.



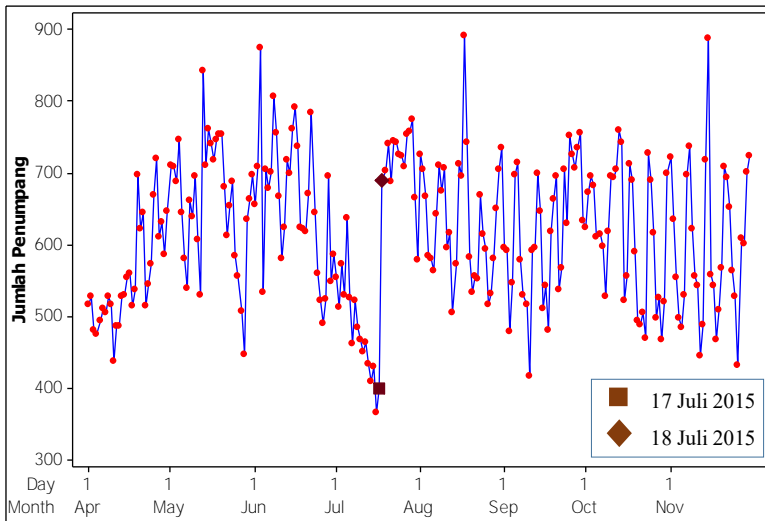
Gambar 3.2 *Flow Chart* Pemodelan ARIMA

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Pembentukan Model ARIMA

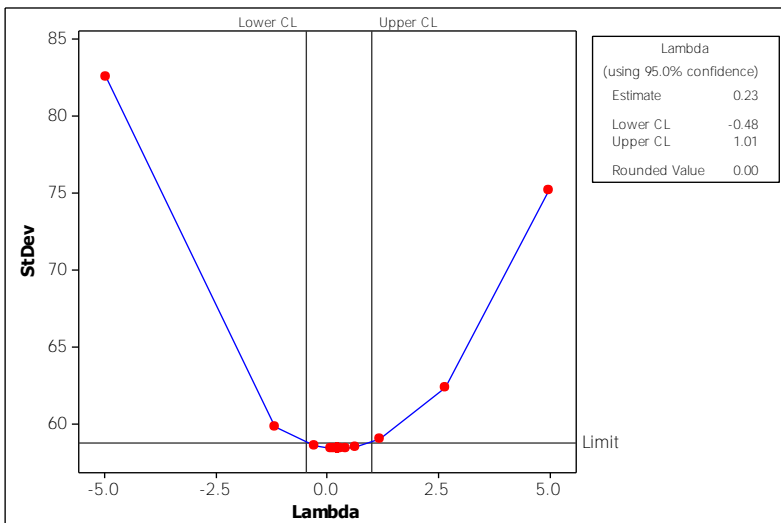
Data yang digunakan untuk pembentukan sebuah model adalah data *In Sample* yaitu data harian jumlah penumpang kereta api ekonomi KRD Bojonegoro, rute Bojonegoro-Surabaya pada bulan April sampai bulan November 2015. Hal pertama yang harus dilakukan adalah membuat *time series plot* pada data *In Sample* untuk mengetahui pola data yang terbentuk, berikut adalah *time series plot* dari jumlah penumpang KRD Bojonegoro.



Gambar 4.1 *Time Series Plot* Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Berdasarkan Gambar 4.1 menunjukkan bahwa terdapat kenaikan jumlah penumpang yang sangat signifikan di antara tanggal 17-18 Juli, hal tersebut dikarenakan pada tanggal 17-18 Juli adalah hari libur nasional yaitu pelaksanaan Hari Raya Idul Fitri, sehingga banyak keluarga yang bepergian mengunjungi kerabat di Surabaya untuk bersilaturahmi. Gambar 4.1 juga menunjukkan

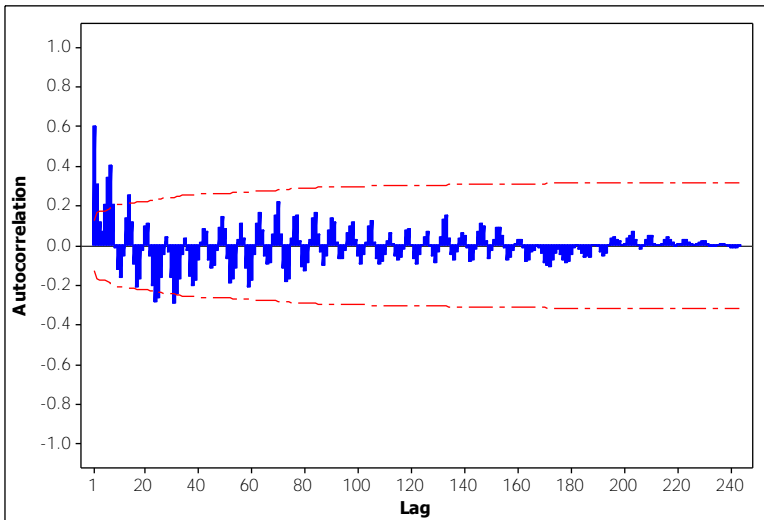
bahwa pola data yang terbentuk tidak berfluktuasi disekitar nilai rata-rata, sehingga dapat diindikasikan bahwa data tidak stasioner dalam mean. Untuk mengetahui bahwa data tidak stasioner dalam mean, maka perlu dilakukan pemeriksaan dan pengujian terhadap data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya, pemeriksaan dan pengujian stasioneritas data dalam mean dilakukan setelah melakukan pemeriksaan stasioneritas data dalam varians. Pemeriksaan stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan nilai λ dari transformasi *Box-cox*. Transformasi *Box-cox* dari data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Transformasi *Box-cox* Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Gambar 4.2 dapat ditunjukkan bahwa data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya memiliki nilai rounded value sebesar 0.00 dengan nilai selang kepercayaan yaitu upper sebesar 1.01 dan lower sebesar -0.46. Berdasarkan nilai selang kepercayaan yang telah diperoleh, dapat diketahui bahwa data telah stasioner dalam varians karena nilai selang keperc-

yaan telah melewati angka 1, sehingga tidak perlu dilakukan transformasi pada data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro. Setelah data stasioner dalam varians, maka langkah selanjutnya yang harus dilakukan adalah pemeriksaan dan pengujian stasioneritas data dalam mean. Untuk melakukan pemeriksaan stasioneritas data dalam mean yaitu dengan melihat plot ACF yang ditunjukkan pada gambar 4.3 sebagai berikut.



Gambar 4.3 Plot ACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Plot ACF pada Gambar 4.3 menunjukkan pola plot turun cepat secara sinusoidal, sehingga dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam mean. Setelah melakukan pemeriksaan stasioneritas data dalam mean dengan melihat plot ACF, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian *Augmented Dickey Fuller* untuk mengetahui secara tepat dan benar bahwa data telah stasioner dalam mean. Berikut adalah pengujiannya.

Hipotesis :

H_0 : Data tidak stasioner ($\delta = 0$)

H_1 : Data telah stasioner ($\delta < 0$)

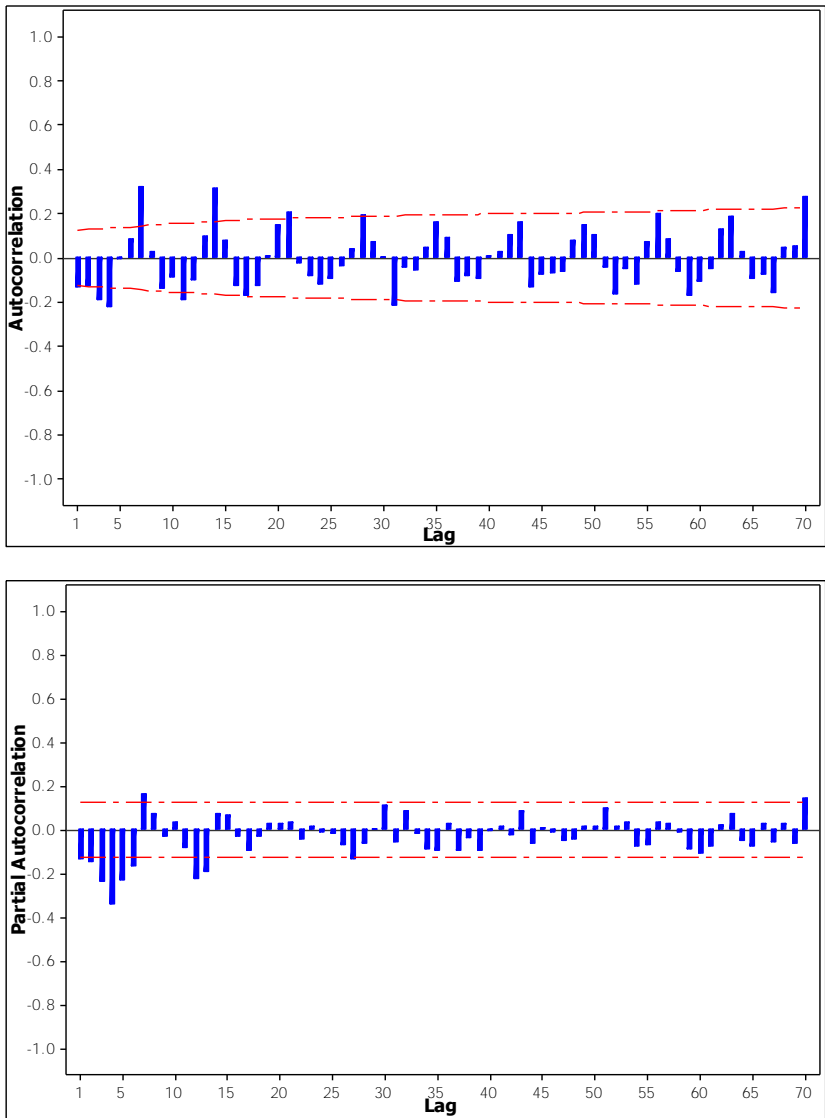
Statistik Uji :

$$\tau^* = \frac{\hat{\delta}}{s.e(\hat{\delta})}$$

Tabel 4.1 Hasil Pengujian *Augmented Dickey Fuller* Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

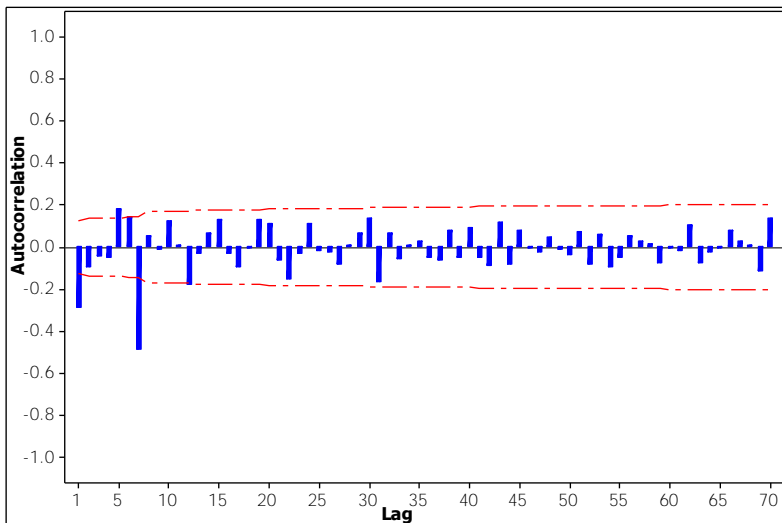
Variabel		<i>Augmented Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>
Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro	Sebelum <i>Differencing</i>	-0.97	0.3331
	Setelah <i>Differencing</i>	-17.72	0.0001

Tabel 4.1 menunjukkan hasil pengujian *Augmented Dickey Fuller* dengan nilai *p-value* sebesar 0.3331 dan diperoleh keputusan gagal tolak H_0 yang artinya data tidak stasioner dalam mean, sehingga data harus di lakukan *differencing* 1 pada data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro dan dilakukan pengujian *Augmented Dickey Fuller* kembali. Hasil dari pengujian *Augmented Dickey Fuller* pada data yang telah dilakukan *differencing* diperoleh nilai *p-value* sebesar 0.0001 dan nilai *Augmented Dickey Fuller* sebesar -17.72. Keputusan yang diperoleh adalah tolak H_0 , karena nilai *p-value* kurang dari nilai signifikan $\alpha = 0.05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro telah stasioner dalam mean. Secara garis besar dapat disimpulkan bahwa setelah melakukan *differencing* pada data yang tidak stasioner dalam mean, dapat mengatasi ketidakstasioneritasan data tersebut. Setelah data stasioner dalam mean dan varians, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pendugaan model awal dengan melihat plot ACF dan PACF. Dari plot tersebut dapat diketahui pada lag berapa plot ACF dan PACF keluar dari batas kepercayaan. Plot-plot yang keluar digunakan untuk menduga model awal dengan mencoba satu per satu dan dikombinasikan ke dalam model ARIMA. Berikut adalah hasil plot ACF dan PACF yang ditunjukkan pada Gambar 4.4 sebagai berikut.

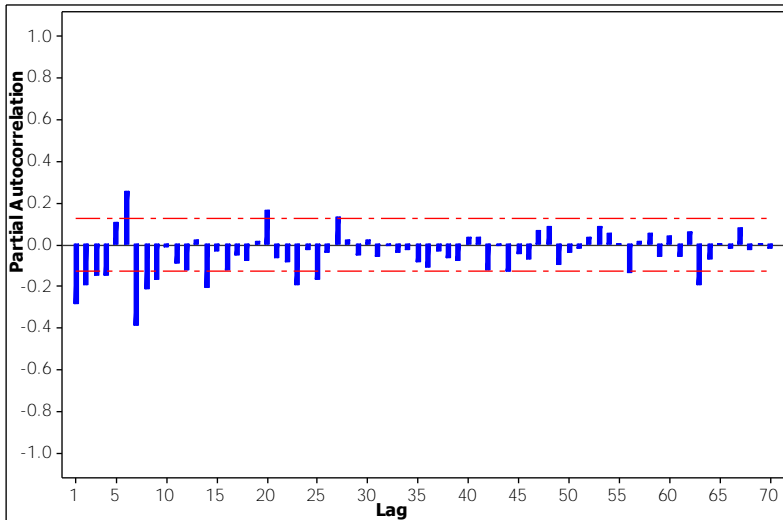


Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Berdasarkan plot ACF dan PACF yang diperoleh pada Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa plot ACF keluar pada lag 1, 3, 4, 7, 11, 14, 21, 28, 31 dan 70, sedangkan plot PACF keluar pada lag 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 12, 13 dan 70, pada plot ACF dan PACF diindikasikan terdapat musiman 7. Sesudah dilakukan *differencing* 1, ternyata kelipatan lag 7 pada plot ACF masih tinggi, sehingga diindikasikan perlu untuk dilakukan *differencing* musiman 7. Setelah dilakukan *differencing* 1 dan 7 pada data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro, maka langkah selanjutnya adalah membuat dan mengidentifikasi plot ACF dan PACF dari data yang telah dilakukan *differencing* 1 dan 7 tersebut. Dari plot ACF dan PACF tersebut dapat digunakan untuk melakukan pendugaan model awal kembali dengan melihat dan mengkombinasikan plot-plot yang keluar pada lag-lag tertentu dari batas kepercayaan se-cara satu per satu kedalam model ARIMA. Berikut adalah plot ACF dan PACF dari data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro yang telah dilakukan *differencing* 1 dan 7.



Gambar 4.5 Plot ACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro dengan *Differencing* 1 dan 7



Gambar 4.6 Plot PACF Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro dengan Differencing 1 dan 7

Plot ACF keluar pada lag 1, 5, 6, 7 dan 12, hal tersebut dapat dilihat dari Gambar 4.5, sedangkan pada Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa plot PACF keluar pada lag 1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 14, 20, 23, 25, 27, 56 dan 63 yang . Terdapat indikasi musiman 7 di kedua plot tersebut, sehingga pendugaan model awal disajikan pada Tabel 4.2 sebagai berikut.

Tabel 4.2 Pengujian Signifikan Parameter Model ARIMA Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Model ARIMA	Parameter	Estimasi	S.E	t-value	p-value
(1,1,1)(0,1,1) ⁷	θ_1	0.87814	0.4543	19.33	<0.0001
	θ_7	0.86284	0.03505	24.62	<0.0001
	ϕ_1	0.47136	0.8354	5.64	<0.0001
([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	θ_1	0.48327	0.05905	8.18	<0.0001
	θ_7	0.85476	0.03617	23.63	<0.0001
	ϕ_3	-0.13509	0.0652	-2.03	0.0434
	ϕ_{20}	0.15495	0.06881	2.25	0.0253

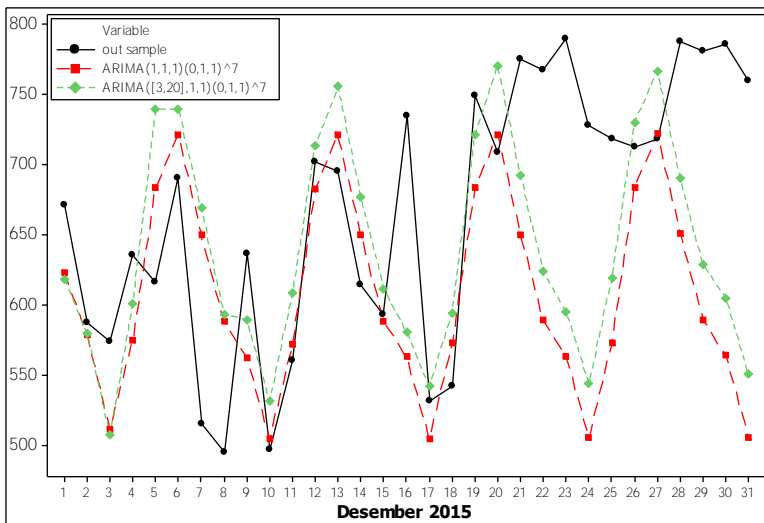
Berdasarkan Tabel 4.2 diperoleh dua model ARIMA yang mempunyai parameter signifikan yaitu ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ dan $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$. Setelah mendapatkan model ARIMA dengan parameter yang signifikan, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi *white noise* dan normalitas residual yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.3 sebagai berikut.

Tabel 4.3 Pemeriksaan Diagnostik Residual Data Harian Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Model ARIMA	Residual White Noise		Normalitas	
	Lag	<i>p-value</i>	KS	<i>p-value</i>
$(1,1,1)(0,1,1)^7$	6	0.1290	0.049809	>0.1500
	12	0.1581		
	18	0.3686		
	24	0.1980		
	30	0.3374		
	36	0.2376		
	42	0.3997		
$([3,20],1,1)(0,1,1)^7$	6	0.0571	0.05147	0.1295
	12	0.0690		
	18	0.2195		
	24	0.1706		
	30	0.2407		
	36	0.2497		
	42	0.4041		

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa model ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ dan $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal. Untuk asumsi *white noise*, dapat dilihat dari nilai *p-value* pada masing-masing lag yang terdapat dalam model, sedangkan untuk residual berdistribusi normal dapat dilihat dari nilai *p-value* atau nilai KS pada masing-masing model. Semua nilai *p-value* tersebut lebih besar dari nilai $\alpha = 0.05$, sehingga diperoleh keputusan gagal tolak H_0 dan kesimpulannya adalah model ARIMA yang diduga telah memenuhi asumsi *white noise* dan residual berdistribusi normal. Sehingga dari kedua model yang diduga ter-

sebut diputuskan untuk dilakukan pemilihan model terbaik secara visual dengan melihat *time series plot* dari data *Out Sample* dengan estimasi data *Out Sample* yang diperoleh dari model ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ dan ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$. Dari plot tersebut kemudian akan dipilih salah satu model dengan hasil estimasi mendekati data *Out Sample* yang sebenarnya. *Time series plot* perbandingan antara data *Out sample* dengan estimasi dari kedua model tersebut ditunjukkan pada gambar 4.7 sebagai berikut.



Gambar 4.7 Plot Data *Out Sample* dengan Data Estimasi dari Model ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ dan ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa hasil estimasi data *Out Sample* dari model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ hampir mendekati data *Out Sample* yang sebenarnya jika dibandingkan dengan hasil estimasi dari model ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$. Hal tersebut disebabkan karena terdapat lebih banyak plot estimasi data dari model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ yang mendekati plot data *Out Sample* yaitu sebanyak 17 plot data, sedangkan plot estimasi data dari model ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ yang mendekati data *Out*

Sample hanya 14 plot data. Sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ sesuai digunakan untuk meramalkan Jumlah KRD Bojonegoro untuk periode satu bulan kedepan, akan tetapi terdapat selisih yang cukup besar antara plot data *Out Sampel* dengan plot data estimasi dari kedua model tersebut, yaitu antara tanggal 21-25 Desember 2015 dan tanggal 28-31 Desember 2015. Hal tersebut dikarenakan pada tanggal 24 dan 25 Desember merupakan hari libur nasional yaitu hari maulid Nabi Muhammad SAW dan hari raya Natal, sedangkan tanggal 31 Desember merupakan liburan akhir tahun. Berdasarkan beberapa kejadian tersebut mempengaruhi jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya, sehingga menimbulkan perubahan pola yang terjadi dari plot data *In Sample* dengan plot data *Out Sample*, hal tersebut disebabkan karena terdapat hari libur nasional diantaranya pada tanggal 24 Desember 2015 yang tidak terjadi pada tahun lalu. Untuk mengetahui kebenaran pemilihan model terbaik secara visual tersebut maka perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan membandingkan nilai kebaikan pada masing-masing model yaitu ARIMA $(1,1,1)(0,1,1)^7$ dan ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ dari data *In Sample*, selain itu dibandingkan juga dengan nilai kebaikan dari masing-masing model yang dite-rapkan pada data *Out Sample*. Kemudian dipilih nilai kebaikan yang terkecil dari perbandingan masing-masing model yang diduga pada data *In Sample* dan *Out Sample*. Model dengan nilai kebaikan terkecil merupakan model terbaik yang digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya untuk periode satu bulan kedepan. Perbandingan nilai kebaikan pada masing-masing model dari data *In Sample* dan *Out Sample* ditunjukkan pada Tabel 4.4 sebagai berikut.

Tabel 4.4 Perbandingan Kebaikan Model Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Model	<i>In Sample</i>		<i>Out Sample</i>	
	AIC	SBC	RMSE	MAPE(%)
$(1,1,1)(0,1,1)^7$	2707.93	2718.322	116.9876	12.54819
$([3,20],1,1)(0,1,1)^7$	2710.98	2724.837	102.3329	12.23581

Dapat diketahui nilai kebaikan terkecil pada kriteria *In Sample* terdapat pada model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷, sedangkan nilai kebaikan terkecil pada kriteria *Out Sample* terdapat pada model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷. Sehingga dapat diputuskan bahwa model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ merupakan model terbaik yang terpilih untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya untuk periode satu bulan kedepan yaitu bulan Januari 2016. Berikut adalah persamaan model yang terpilih.

$$\begin{aligned}
\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t &= \theta_q(B)\Theta_Q(B^s) a_t \\
(1-\phi_3 B^3 - \phi_{20} B^{20})(1-B)(1-B^7)Z_t &= (1-\theta_1 B^1)(1-\Theta_1 B^7) a_t \\
Z_t - Z_{t-7} - Z_{t-1} + Z_{t-8} - \phi_3 Z_{t-3} + \phi_3 Z_{t-10} + \phi_3 Z_{t-4} - \phi_3 Z_{t-11} - \phi_{20} Z_{t-20} + \\
\phi_{20} Z_{t-27} + \phi_{20} Z_{t-21} - \phi_{20} Z_{t-28} &= a_t - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-7} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-8} \\
Z_t = Z_{t-7} + Z_{t-1} - Z_{t-8} + \phi_3 Z_{t-3} - \phi_3 Z_{t-10} - \phi_3 Z_{t-4} + \phi_3 Z_{t-11} + \phi_{20} Z_{t-20} - \\
\phi_{20} Z_{t-27} - \phi_{20} Z_{t-21} + \phi_{20} Z_{t-28} - \theta_1 a_{t-1} - \Theta_1 a_{t-7} + \theta_1 \Theta_1 a_{t-8} + a_t \\
Z_t = Z_{t-7} + Z_{t-1} - Z_{t-8} + 0.13509 Z_{t-3} - 0.13509 Z_{t-10} - 0.13509 Z_{t-4} + \\
0.13509 Z_{t-11} + 0.15495 Z_{t-20} - 0.15495 Z_{t-27} - 0.15495 Z_{t-21} + \\
0.15495 Z_{t-28} - 0.48327 a_{t-1} - 0.85476 a_{t-7} + (0.48327)(0.85476) a_{t-8} \\
+ a_t \\
Z_t = Z_{t-1} + 0.13509 Z_{t-3} - 0.13509 Z_{t-4} + Z_{t-7} - Z_{t-8} - 0.13509 Z_{t-10} + \\
0.13509 Z_{t-11} + 0.15495 Z_{t-20} - 0.15495 Z_{t-21} - 0.15495 Z_{t-27} + \\
0.15495 Z_{t-28} - 0.48327 a_{t-1} - 0.85476 a_{t-7} + 0.41308 a_{t-8} + a_t
\end{aligned}$$

Persamaan dari model terbaik yang telah terpilih tersebut yaitu model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ dapat diartikan bahwa jumlah penumpang KRD Bojonegoro dipengaruhi oleh data tiga, empat, sepuluh, sebelas, dua puluh, 21, 27 dan 28 hari sebelumnya dan kesalahan satu, tujuh, delapan hari yang lalu. Setelah mendapatkan model terbaik, langkah selanjutnya yaitu melakukan peramalan jumlah penumpang KRD Bojonegoro dengan rute Bojonegoro-Surabaya menggunakan model terbaik untuk satu bulan kedepan.

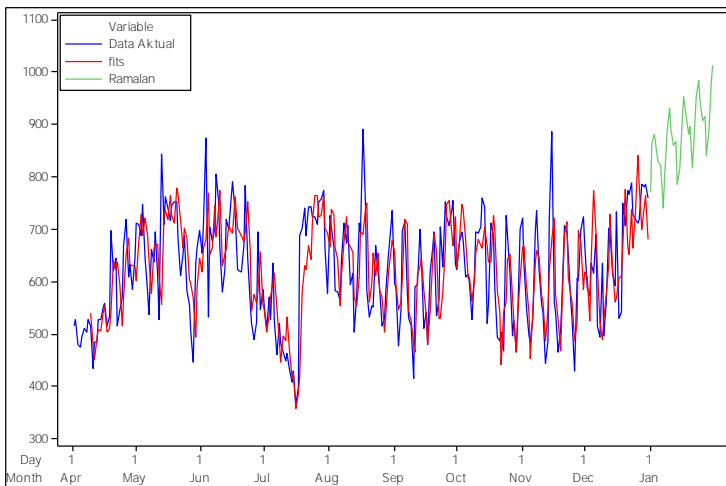
4.2 Peramalan Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro dengan Rute Bojonegoro-Surabaya

Hasil peramalan jumlah penumpang KRD Bojonegoro dengan rute Bojonegoro-Surabaya dengan menggunakan model terbaik yaitu ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ untuk satu bulan kedepan yaitu bulan Januari 2016 disajikan pada Tabel 4.5 sebagai berikut.

Tabel 4.5 Peramalan Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro

Tanggal	Hari	Ramalan
1	Jum'at	772
2	Sabtu	864
3	Minggu	881
4	Senin	843
5	Selasa	829
6	Rabu	821
7	Kamis	741
8	Jum'at	799
9	Sabtu	887
10	Minggu	932
11	Senin	890
12	Selasa	859
13	Rabu	868
14	Kamis	786
15	Jum'at	815
16	Sabtu	908
17	Minggu	954
18	Senin	916
19	Selasa	882
20	Rabu	896
21	Kamis	816
22	Jum'at	860
23	Sabtu	954
24	Minggu	984
25	Senin	943
26	Selasa	907
27	Rabu	915
28	Kamis	842
29	Jum'at	886
30	Sabtu	984
31	Minggu	1013

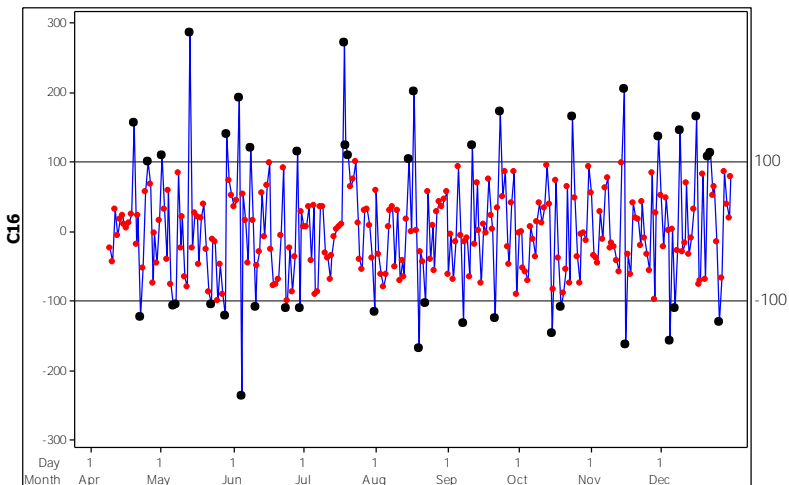
Tabel 4.5 menunjukkan hasil ramalan jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya untuk satu bulan kedepan yaitu bulan Januari 2016. Penumpang terbanyak terdapat pada hari Minggu tanggal 31 Januari 2016 yaitu sebanyak 1013 penumpang dan paling sedikit terdapat pada hari Kamis tanggal 7 Januari 2016, sebanyak 741 penumpang. Setelah mendapatkan nilai ramalan tersebut, kemudian akan dilakukan perbandingan antara data aktual, fits dan data ramalan yang ditunjukkan pada Gambar 4.8 sebagai berikut.



Gambar 4.8 Plot Data Aktual, Fits dan Data Ramalan

Dapat ditunjukkan pada Gambar 4.8 bahwa sebagian besar data fits yang diperoleh dari model terbaik yaitu model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ hampir mendekati data aktual, sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ sudah baik digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro pada periode satu bulan kedepan. Untuk mengetahui lebih jelas dan tepat dari kesimpulan yang diperoleh yaitu sebagian besar data fits dari model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ hampir mendekati data aktual, maka perlu dilakukan pemeriksaan lebih lanjut dengan melihat plot residual atau selisih antara data ktual dengan fits. Plot resi-

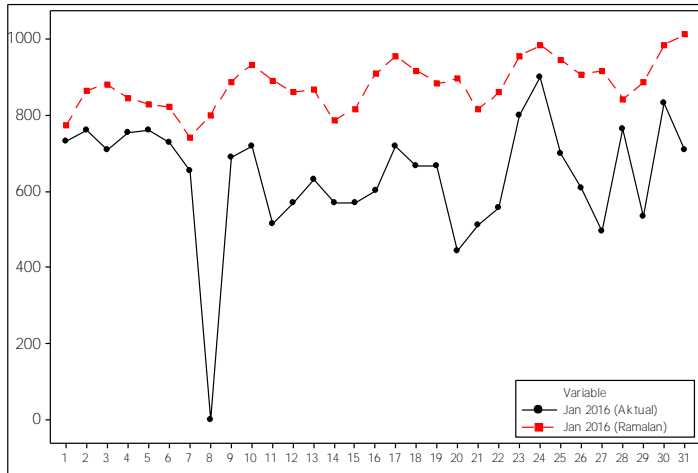
dual tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.9 sebagai berikut.



Gambar 4.9 Plot Residual antara Data Aktual dan Fits

Berdasarkan Gambar 4.9 dapat dilihat bahwa terdapat 42 plot dari 275 plot residual yang melebihi angka 100, dapat dijelaskan bahwa terdapat 42 hari dimana selisih antara data fits dan aktual memiliki jumlah lebih dari 100 penumpang. Residual yang memiliki nilai melebihi angka 100 diantaranya terdapat pada hari Sabtu, 18 Juli 2015. Hari tersebut merupakan hari libur nasional yaitu pelaksanaan hari raya Idul Fitri dimana pada tahun lalu tidak terdapat pelaksanaan hari raya Idul Fitri di hari dan tanggal yang sama, sehingga mempengaruhi jumlah penumpang KRD Bojonegoro yaitu terjadi lonjakan jumlah penumpang yang tinggi. Kejadian tersebut merupakan penyebab tingginya nilai residual antara data fits dengan aktual, sehingga dapat dikatakan bahwa model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ cukup baik digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro jika dilihat dari banyaknya plot residual yang memiliki nilai tinggi. Setelah melakukan perbandingan antara data fits dan aktual, perlu juga melakukan perbandingan antara data ramalan jumlah penumpang KRD Bojonegoro bu-

lan Januari 2016 dengan data aktualnya. Hal tersebut dilakukan sebagai validasi untuk mengetahui secara pasti bahwa model terbaik yang telah terpilih tersebut memang sudah baik, cukup baik atau bahkan belum baik untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro pada periode mendatang. Berikut adalah plot perbandingan antara data ramalan dan aktual bulan Januari 2016.



Gambar 4.10 Plot Data Ramalan dan Aktual Bulan Januari 2016

Dapat dilihat bahwa pada Gambar 4.10 menunjukkan perbedaan yang sangat besar antara data ramalan dan aktual, terutama pada tanggal 8 Januari 2016, dimana pada tanggal tersebut tidak ada penumpang. Kejadian tersebut disebabkan karena rusaknya sarana yang ada sehingga kereta batal beroperasi. Dari Gambar 4.10 dapat dikatakan jika hasil prediksi atau ramalan berbeda jauh dengan aktualnya, sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ belum baik digunakan untuk meramalkan jumlah penumpang KRD Bojonegoro untuk periode mendatang.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Keterangan dari PT. KAI (Persero) DAOP IV Semarang

SURAT KETERANGAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa:

1. Mahasiswa Statistika FMIPA-ITS dengan identitas berikut:

Nama : Erisandy Purwaditya Putri

NRP : 1313 030 097

Telah mengambil data di instansi/perusahaan kami:

Nama Instansi : PT. KAI (Persero) DAOP IV Semarang

Divisi/bagian : Pemasaran Angkutan Penumpang

sejak tanggal 1 Maret sampai dengan 21 Maret 2016 untuk keperluan Tugas Akhir Semester Genap 2015/2016.

2. Tidak Keberatan nama perusahaan dicantumkan dalam Tugas Akhir mahasiswa Statistika yang akan di simpan di Perpustakaan ITS dan dibaca di lingkungan ITS.
3. Tidak Keberatan bahwa hasil analisis data dari perusahaan dipublikasikan dalam E journal ITS yaitu Jurnal Sains dan Seni ITS.

Semarang, 17 Mei 2016
Ket. Pemasaran ANG.

Orasa Su
Nupp - 50288

Lampiran 2. Data Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro Rute
Bojonegoro-Surabaya

Tgl	April	Mei	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	Nov	Des
1	516	711	655	554	726	595	624	722	671
2	528	709	708	512	704	591	673	635	587
3	480	687	875	572	667	479	696	553	574
4	475	747	532	529	583	546	682	498	635
5	494	645	705	636	580	698	610	484	616
6	511	580	679	525	563	714	614	529	690
7	505	538	701	462	642	579	598	697	515
8	528	662	806	522	711	530	527	737	495
9	516	639	755	483	674	516	617	622	636
10	436	695	666	466	707	416	695	556	497
11	485	606	581	449	595	591	693	542	560
12	486	529	623	464	616	595	704	445	702
13	528	843	718	433	504	699	759	488	695
14	529	710	699	409	573	647	743	717	614
15	553	762	761	429	712	511	522	887	593
16	559	741	791	365	696	542	556	558	734
17	515	717	736	398	892	481	712	542	531
18	536	746	624	689	742	618	689	467	542
19	698	753	621	703	582	663	590	509	749
20	621	753	618	740	533	696	494	566	708
21	645	680	670	687	555	536	488	708	775
22	515	612	784	744	551	566	505	694	767
23	544	654	644	743	668	704	469	652	789
24	572	688	560	725	614	629	727	563	728
25	669	584	522	724	593	752	690	528	718
26	720	556	489	709	516	725	616	431	712
27	610	506	523	753	531	707	497	608	718
28	632	447	695	758	580	735	525	601	787
29	586	635	548	774	650	756	466	701	781
30	646	663	585	665	704	633	520	724	785
31		697		578	735		699		759

Lampiran 3. Syntax SAS untuk Pengujian *Augmented Dickey Fuller* data *In Sample*

```
data penumpang;
input y;
datalines;
516
528
480
475
.
.
.
.
.
.
694
652
563
;
data penumpang;
set penumpang;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=penumpang;
model yd=y1/noint;
run;
```

Lampiran 4. Syntax SAS untuk Pengujian *Augmented Dickey Fuller* data *In Sample* dengan *Differencing 1*

```
data penumpang;
input y;
datalines;
*
12
-48
-5
.
.
.
.
.
177
-7
100
23
;
data penumpang;
set penumpang;
y1=lag1(y);
yd=y-y1;
run;
proc reg data=penumpang;
model yd=y1/noint;
run;
```

Lampiran 5. Syntax SAS untuk Pengujian *Augmented Dickey Fuller* data *In Sample* dengan *Differencing* 1 dan 7

```
data penumpang;  
input y;  
datalines;  
*  
*  
*  
*  
*  
*  
*  
*  
-24  
-32  
54  
.  
.  
.  
  
120  
;  
data penumpang;  
set penumpang;  
y1=lag1(y);  
yd=y-y1;  
run;  
proc reg data=penumpang;  
model yd=y1/noint;  
run;
```

Lampiran 6. Syntax SAS untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷

```
data penumpang;
input y;
datalines;
516
528
480
.
.
.
.
.

601
701
724
;
proc arima data=penumpang;
identify var=y(1,7);
run;
estimate
p=(1) q=(1)(7) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.01;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```


Lampiran 7. Syntax SAS untuk Model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$.

```

data penumpang;
input y;
datalines;
516
528
480
.
.
.
.
.

601
701
724
;
proc arima data=penumpang;
identify var=y(1,7);
run;
estimate
p=(3,20) q=(1)(7) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.01;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

Lampiran 8. Syntax SAS untuk Peramalan Menggunakan Model
ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$.

```
data penumpang;
input y;
datalines;
516
528
480
.
.
.
.

781
785
759
;
proc arima data=penumpang;
identify var=y(1,7);
run;
estimate
p=(3,20) q=(1)(7) noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=31;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
```

Lampiran 9. Output Pengujian *Augmented Dickey Fuller* Data In Sample

```

The SAS System          03:51 Sunday, May 2, 2016    1

The REG Procedure
Model: MODEL1
Dependent Variable: yd
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source                DF    Sum of Squares    Mean Square    F Value    Pr > F
Model                  1    7536.11041    7536.11041    0.94    0.3331
Error                 242    1938774    8011.46235
Uncorrected Total    243    1946310

Root MSE              89.50677    R-Square        0.0039
Dependent Mean        0.85597    Adj R-Sq       -0.0002
Coeff Var             10457

Parameter Estimates

Parameter              Standard

Variable DF Estimate Error t Value Pr > |t|
y1       1 -0.00893 0.00920 -0.97 0.3331

```

Lampiran 10. Output Pengujian *Augmented Dickey Fuller* Data In
Sample dengan *Differencing* 1

```

The SAS System      00:59 Thursday, May 13, 2016      1

The REG Procedure
Model: MODEL1
Dependent Variable: yd
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source                DF      Sum of Squares      Mean Square      F Value      Pr > F
Model                  1    2491138      2491138      313.91      <.0001
Error                 241    1912523      7935.77818
Uncorrected Total     242    4403661

Root MSE              89.08298      R-Square        0.5657
Dependent Mean        0.04545      Adj R-Sq        0.5639
Coeff Var             195983

Parameter Estimates

Parameter              Standard
Variable  DF  Estimate  Error  t Value  Pr > |t|
y1         1   -1.13149   0.06386 -17.72   <.0001

```

Lampiran 11. Output Pengujian *Augmented Dickey Fuller* Data In Sample dengan Differencing 1 dan 7

```

The SAS System      00:59 Thursday, May 13, 2016    2

The REG Procedure
Model: MODEL1
Dependent Variable: yd

NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

              Sum of      Mean
Source          DF  Squares  Square  F Value Pr > F
Model              1 4234291 4234291 420.08  <.0001
Error             234 2358638 10080
Uncorrected Total 235 6592929

Root MSE          100.39745    R-Square          0.6422
Dependent Mean      0.37872    Adj R-Sq         0.6407
Coeff Var           26509

Parameter Estimates

Parameter              Standard
Variable DF Estimate Error   t Value Pr > |t|

y1          1 -1.28521  0.06271 -20.50  <.0001

```


Lampiran 12. Output untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan)

251	649.2436	100.0839	453.0828	845.4045
252	587.9419	103.8515	384.3966	791.4871
253	562.2192	106.4554	353.5704	770.8679
254	504.0871	108.5783	291.2775	716.8967
255	571.7750	110.4793	355.2396	788.3104
256	682.4390	112.2668	462.4000	902.4779
257	720.7906	113.9893	497.3758	944.2054
258	649.3633	115.6689	422.6564	876.0703
259	588.2673	119.4517	354.1463	822.3883
260	562.6415	122.1724	323.1881	802.0950
261	504.5552	124.4437	260.6500	748.4604
262	572.2646	126.5040	324.3214	820.2078
263	682.9388	128.4544	431.1728	934.7047
264	721.2952	130.3405	465.8325	976.7579
265	649.8702	132.1835	390.7953	908.9450
266	588.7752	136.0441	322.1336	855.4168
267	563.1499	138.8951	290.9206	835.3792
268	505.0638	141.3123	228.0969	782.0308
269	572.7734	143.5234	291.4727	854.0740
270	683.4475	145.6262	398.0255	968.8696
271	721.8040	147.6647	432.3866	1011.2214
272	650.3790	149.6595	357.0517	943.7063
273	589.2840	153.5931	288.2470	890.3210
274	563.6588	156.5640	256.7990	870.5186
275	505.5727	159.1160	193.7110	817.4344
The SAS System 22:05 Tuesday, May 11, 2016 17				
The ARIMA Procedure				
Outlier Detection Summary				
Maximum number searched			5	
Number found			5	
Significance used			0.01	
Outlier Details				
Approx				
			Chi-Square	Prob>
Obs	Type	Estimate		ChiSq
109	Shift	251.03650	22.32	<.0001
64	Additive	233.25884	17.26	<.0001
43	Additive	218.01845	14.16	0.0002
229	Additive	215.84022	14.08	0.0002
139	Additive	179.41796	10.13	0.0015
The SAS System 22:05 Tuesday, May 11, 2016 23				
The UNIVARIATE Procedure				
Variable: RESIDUAL (Residual: Actual-Forecast)				
Moments				
N		236	Sum Weights	236
Mean		-1.5399318	Sum Observations	-363.4239
Std Deviation		74.2469954	Variance	5512.61633

Lampiran 12. Output untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

```

Skewness      0.45778474 Kurtosis      1.12045761
Uncorrected SS 1296024.49 Corrected SS  1295464.84
Coeff Variation -4821.4471 Std Error Mean 4.83306774
Basic Statistical Measures
Location              Variability
Mean      -1.53993      Std Deviation      74.24700
Median    -9.53957      Variance      5513
Mode      .             Range      504.20538
Interquartile Range  93.99061
Tests for Location: Mu0=0
Test      -Statistic-      -----p Value-----
Student's t  t  -0.31862      Pr > |t|      0.7503
Sign        M      -10      Pr >= |M|      0.2161
Signed Rank  S      -920      Pr >= |S|      0.3820
Tests for Normality
Test      --Statistic--      -----p Value-----
Shapiro-Wilk      W      0.984145      Pr < W      0.0098
Kolmogorov-Smirnov      D      0.049809      Pr > D      >0.1500
Cramer-von Mises      W-Sq      0.102365      Pr > W-Sq      0.1055
Anderson-Darling      A-Sq      0.661201      Pr > A-Sq      0.0866
Quantiles (Definition 5)
Quantile      Estimate
100% Max      273.15634
99%           204.72021
95%           118.11255
90%           96.25991
75% Q3        44.30156
50% Median    -9.53957
25% Q1        -49.68905
10%           -90.37992
5%            -116.99073
1%            -149.27330
0% Min        -231.04904

```


Lampiran 13. Output untuk Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷.

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
		Standard		Approx					
Parameter	Estimate	Error	t Value	Pr > t	Lag				
MA1,1	0.48327	0.05905	8.18	<.0001	1				
MA2,1	0.85476	0.03617	23.63	<.0001	7				
AR1,1	-0.13509	0.06652	-2.03	0.0434	3				
AR1,2	0.15495	0.06881	2.25	0.0253	20				
Variance Estimate	5611.249								
Std Error Estimate	74.90827								
AIC	2710.981								
SBC	2724.837								
Number of Residuals	236								
* AIC and SBC do not include log determinant.									
Correlations of Parameter Estimates									
Parameter	MA1,1	MA2,1	AR1,1	AR1,2					
MA1,1	1.000	-0.011	0.162	0.132					
MA2,1	-0.011	1.000	-0.132	0.042					
AR1,1	0.162	-0.132	1.000	0.100					
AR1,2	0.132	0.042	0.100	1.000					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-	Pr >							
Lag	Square	DF	ChiSq	-----Autocorrelations----					
6	5.73	2	0.0571	0.040	-0.064	0.009	-0.121	0.054	0.018
12	4.53	8	0.0690	0.009	-0.075	-0.122	-0.030	-0.086	-0.081
18	17.73	14	0.2195	0.028	0.071	0.053	-0.031	-0.053	0.011
24	25.86	20	0.1706	0.112	-0.004	-0.052	-0.109	-0.062	-0.002
30	30.67	26	0.2407	-0.033	-0.019	-0.027	-0.036	0.089	0.080
36	36.98	32	0.2497	-0.094	0.051	-0.029	-0.071	-0.066	0.035
42	39.47	38	0.4041	-0.019	0.027	0.013	0.028	-0.048	-0.065
Model for variable y									
Period(s) of Differencing 1,7									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.13509 B**(3) - 0.15495 B**(20)									
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 - 0.48327 B**(1)									
Factor 2: 1 - 0.85476 B**(7)									
The SAS System 22:05 Tuesday, May 11, 2016 28									
The ARIMA Procedure									
Forecasts for variable y									
Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits						
245	618.4107	74.9083	471.5932	765.2282					
246	579.6277	84.3177	414.3680	744.8874					
247	506.7620	92.7777	324.9210	688.6031					
248	600.7886	97.0822	410.5110	791.0662					
249	739.5413	102.6924	538.2680	940.8147					
250	739.1033	108.0116	527.4045	950.8021					
251	668.9221	113.4931	446.4798	891.3645					

Lampiran 13. Output untuk Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷
(Lanjutan).

252	593.1583	122.1124	353.8224	832.4942
253	589.4824	128.4366	337.7513	841.2135
254	531.3741	134.4092	267.9370	794.8112
255	607.8905	139.7433	333.9987	881.7823
256	713.3889	145.0703	429.0564	997.7215
257	755.4291	150.2149	461.0132	1049.8450
258	676.3018	155.2361	372.0447	980.5590
259	611.2286	163.0732	291.6109	930.8462
260	580.2755	169.0847	248.8756	911.6755
261	541.9703	174.8832	199.2055	884.7352
262	593.9543	180.1407	240.8851	947.0235
263	720.8025	185.4160	357.3938	1084.2111
264	770.2394	190.5461	396.7759	1143.7029
265	691.8557	198.5263	302.7513	1080.9601
266	623.3120	207.6558	216.3141	1030.3100
267	595.0995	214.9801	173.7462	1016.4527
268	543.8368	221.2917	110.1130	977.5605
269	618.8745	227.4418	173.0969	1064.6522
270	729.7892	233.5908	271.9597	1187.6187
271	766.5378	239.7248	296.6858	1236.3898
272	689.6612	246.0561	207.4001	1171.9224
273	628.7101	254.6062	129.6911	1127.7291
274	604.4983	261.5929	91.7856	1117.2110
275	550.3187	268.3026	24.4552	1076.1822
The SAS System 22:05 Tuesday, May 11, 2016 29				
The ARIMA Procedure				
Outlier Detection Summary				
Maximum number searched			5	
Number found			5	
Significance used			0.01	
Outlier Details				
Approx				
		Chi-	Prob>	
Obs	Type	Estimate	Square	ChiSq
109	Shift	248.23063	22.04	<.0001
64	Additive	221.03446	17.24	<.0001
43	Shift	224.34737	18.01	<.0001
229	Additive	213.19479	15.07	0.0001
139	Additive	184.32525	11.94	0.0006
The SAS System 22:05 Tuesday, May 11, 2016 35				
The UNIVARIATE Procedure				
Variable: RESIDUAL (Residual: Actual-Forecast)				
Moments				
N		236	Sum Weights	236
Mean		-0.3769648	Sum Observations	-88.963684
Std Deviation		74.4276383	Variance	5539.47334
Skewness		0.54062972	Kurtosis	1.47105319

Lampiran 13. Output untuk Model ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ (Lanjutan).

```

Uncorrected SS 1301809.77   Corrected SS      1301776.24
Coeff Variation -19743.924   Std Error Mean    4.84482659
Basic Statistical Measures
Location                Variability
Mean      -0.37696         Std Deviation      74.42764
Median    -1.13043         Variance           5539
Mode      .                Range              526.45942
Interquartile Range     90.10712
Tests for Location: Mu0=0
Test      --Statistic--      -----p Value-----
Student's t    t    -0.07781    Pr > |t|    0.9380
Sign          M        -3    Pr >= |M|    0.7449
Signed Rank    S      -695    Pr >= |S|    0.5092
Tests for Normality
Test      --Statistic--      -----p Value-----
Shapiro-Wilk    W      0.978589    Pr < W      0.0012
Kolmogorov-Smirnov D      0.05147    Pr > D      0.1295
Cramer-von Mises W-Sq  0.110271    Pr > W-Sq   0.0852
Anderson-Darling A-Sq  0.843592    Pr > A-Sq   0.0305
Quantiles (Definition 5)
Quantile      Estimate
100% Max      291.48810
99%           202.29040
95%           121.66724
90%           89.43265
75% Q3        41.25750
50% Median    -1.13043
25% Q1        -48.84962
10%           -88.27037
5%            -111.10014
1%            -161.70686
0% Min        -234.97132

```

Lampiran 14. Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷.

```

The SAS System
10:36 Wednesday, May 26, 2016
The ARIMA Procedure
Conditional Least Squares Estimation

```

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Lag
MA1,1	0.49373	0.05510	8.96	<.0001	1
MA2,1	0.87185	0.03101	28.12	<.0001	7
AR1,1	-0.12692	0.06262	-2.03	0.0437	3
AR1,2	0.14111	0.06448	2.19	0.0295	20

```

Variance Estimate      5685.263
Std Error Estimate     75.40068
AIC                    3070.067
SBC                    3084.416
Number of Residuals    267
* AIC and SBC do not include log determinant.
Correlations of Parameter Estimates

```

Parameter	MA1,1	MA2,1	AR1,1	AR1,2
MA1,1	1.000	-0.007	0.174	0.153
MA2,1	-0.007	1.000	-0.125	0.054
AR1,1	0.174	-0.125	1.000	0.141
AR1,2	0.153	0.054	0.141	1.000

```

Autocorrelation Check of Residuals
To Chi- Pr >
Lag Square DF ChiSq -----Autocorrelations-----
6 9.33 2 0.0094 0.051 -0.076 0.014 -0.155 0.005 0.039
12 18.40 8 0.0184 0.049 -0.072 -0.079 -0.027 -0.130 -0.031
18 23.37 14 0.0546 0.048 0.037 0.065 -0.021 -0.095 -0.011
24 34.37 20 0.0237 0.157 -0.010 -0.028 -0.064 -0.090 0.008
30 37.49 26 0.0674 -0.019 -0.051 -0.030 -0.017 0.062 0.049
36 42.51 32 0.1013 -0.020 0.057 -0.062 -0.047 -0.081 0.013
42 48.36 38 0.1211 -0.013 0.050 0.039 0.033 -0.058 -0.099
48 58.06 44 0.0760 0.131 0.003 0.077 0.071 -0.031 0.030
Model for variable y
Period(s) of Differencing 1,7
No mean term in this model.
Autoregressive Factors
Factor 1: 1 + 0.12692 B**(3) - 0.14111 B**(20)
The SAS System
10:36 Wednesday, May 26, 2016
The ARIMA Procedure
Moving Average Factors
Factor 1: 1 - 0.49373 B**(1)
Factor 2: 1 - 0.87185 B**(7)
Forecasts for variable y

```

Obs	Forecast	Std Error	95% Confidence Limits	
276	772.3777	75.4007	624.5951	920.1603
277	864.1359	84.5131	698.4932	1029.7786

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

278	881.3091	92.7344	699.5530	1063.0653		
279	843.4868	97.0456	653.2809	1033.6926		
280	828.6379	102.6091	627.5276	1029.7481		
281	821.1685	107.8862	609.7155	1032.6215		
282	740.9659	113.2813	518.9387	962.9931		
283	798.7492	121.3842	560.8405	1036.6579		
284	887.1655	127.4453	637.3773	1136.9537		
285	932.1016	133.1861	671.0616	1193.1415		
286	890.4777	138.3731	619.2715	1161.6839		
287	859.2614	143.5322	577.9435	1140.5793		
288	868.3054	148.5172	577.2170	1159.3938		
289	785.6221	153.3767	485.0093	1086.2348		
290	815.4273	160.6787	500.5029	1130.3517		
291	908.3797	166.3625	582.3151	1234.4442		
292	953.9128	171.8539	617.0854	1290.7402		
293	916.1221	176.8831	569.4375	1262.8066		
294	881.7902	181.9138	525.2457	1238.3347		
295	895.6971	186.8096	529.5570	1261.8371		
296	815.8260	194.2594	435.0845	1196.5675		
297	859.8208	202.6231	462.6869	1256.9547		
298	953.7326	209.4004	543.3154	1364.1497		
299	983.8356	215.3156	561.8248	1405.8464		
300	942.9953	221.0991	509.6490	1376.3417		
301	906.9233	226.8702	462.2659	1351.5806		
302	915.1403	232.6115	459.2301	1371.0504		
303	841.9221	238.4902	374.4898	1309.3543		
304	885.6662	246.3017	402.9236	1368.4087		
305	984.2176	252.7394	488.8575	1479.5778		
306	1012.9398	258.9467	505.4136	1520.4661		
The SAS System			27			
10:36 Wednesday, May 26, 2016						
Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
1	516
2	528
3	480
4	475
5	494
6	511
7	505
8	528
9	516	540.000	75.4007	392.217	687.783	-24.000
10	436	479.849	75.4007	332.067	627.632	-43.849
11	485	452.650	75.4007	304.867	600.432	32.350
12	486	491.074	75.4007	343.291	638.856	-5.074
13	528	509.566	75.4007	361.784	657.349	18.434
14	529	506.045	75.4007	358.263	653.828	22.955
15	553	542.951	75.4007	395.169	690.734	10.049
16	559	553.790	75.4007	406.007	701.573	5.210

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
60	663	588.864	75.4007	441.082	736.647	74.136
61	697	645.846	75.4007	498.064	793.629	51.154
62	655	619.623	75.4007	471.841	767.406	35.377
63	708	663.050	75.4007	515.267	810.832	44.950
64	875	681.763	75.4007	533.981	829.546	193.237
65	532	768.943	75.4007	621.161	916.726	-236.943
66	705	651.998	75.4007	504.215	799.780	53.002
67	679	664.053	75.4007	516.270	811.836	14.947
68	701	745.629	75.4007	597.847	893.412	-44.629
69	806	685.967	75.4007	538.185	833.750	120.033
70	755	738.321	75.4007	590.539	886.104	16.679
71	666	774.630	75.4007	626.848	922.413	-108.630
72	581	630.803	75.4007	483.020	778.586	-49.803
73	623	652.474	75.4007	504.692	800.257	-29.474
74	718	662.011	75.4007	514.228	809.794	55.989
75	699	706.189	75.4007	558.406	853.972	-7.189
76	761	695.376	75.4007	547.593	843.158	65.624
77	791	692.315	75.4007	544.532	840.097	98.685
78	736	762.344	75.4007	614.562	910.127	-26.344
79	624	702.247	75.4007	554.465	850.030	-78.247
80	621	696.636	75.4007	548.854	844.419	-75.636
81	618	687.527	75.4007	539.744	835.310	-69.527
82	670	675.871	75.4007	528.088	823.654	-5.871
83	784	691.730	75.4007	543.948	839.513	92.270
84	644	753.711	75.4007	605.929	901.494	-109.711
85	560	659.530	75.4007	511.748	807.313	-99.530
86	522	545.304	75.4007	397.522	693.087	-23.304
87	489	576.724	75.4007	428.941	724.507	-87.724
88	523	559.358	75.4007	411.575	707.141	-36.358
89	695	579.492	75.4007	431.709	727.275	115.508
90	548	658.131	75.4007	510.348	805.913	-110.131
91	585	556.925	75.4007	409.143	704.708	28.075
92	554	547.864	75.4007	400.081	695.646	6.136
93	512	505.086	75.4007	357.303	652.868	6.914
94	572	536.646	75.4007	388.863	684.429	35.354
95	529	569.970	75.4007	422.188	717.753	-40.970
96	636	599.312	75.4007	451.529	747.095	36.688
97	525	616.251	75.4007	468.468	764.033	-91.251
98	462	549.740	75.4007	401.957	697.523	-87.740
99	522	485.494	75.4007	337.712	633.277	36.506
100	483	447.670	75.4007	299.888	595.453	35.330
101	466	496.573	75.4007	348.791	644.356	-30.573
102	449	487.502	75.4007	339.720	635.285	-38.502
103	464	532.344	75.4007	384.561	680.127	-68.344
104	433	467.878	75.4007	320.095	615.660	-34.878
105	409	417.045	75.4007	269.262	564.827	-8.045
106	429	425.494	75.4007	277.712	573.277	3.506
107	365	358.795	75.4007	211.012	506.577	6.205

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ (Lanjutan).

108	398	387.071	75.4007	239.288	534.853	10.929
109	689	418.021	75.4007	270.238	565.803	270.979
110	703	579.567	75.4007	431.784	727.350	123.433
111	740	630.677	75.4007	482.894	778.459	109.323
112	687	622.413	75.4007	474.630	770.195	64.587
113	744	668.155	75.4007	520.372	815.937	75.845
114	743	643.145	75.4007	495.362	790.927	99.855
115	725	712.656	75.4007	564.874	860.439	12.344
116	724	764.489	75.4007	616.707	912.272	-40.489
117	709	764.104	75.4007	616.321	911.887	-55.104
118	753	723.387	75.4007	575.605	871.170	29.613
The SAS System				29		
10:36 Wednesday, May 26, 2016						
Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
119	758	726.028	75.4007	578.246	873.811	31.972
120	774	764.995	75.4007	617.212	912.778	9.005
121	665	702.389	75.4007	554.607	850.172	-37.389
122	578	693.989	75.4007	546.207	841.772	-115.989
123	726	667.103	75.4007	519.320	814.885	58.897
124	704	737.530	75.4007	589.747	885.313	-33.530
125	667	729.278	75.4007	581.495	877.060	-62.278
126	583	663.066	75.4007	515.283	810.848	-80.066
127	580	641.803	75.4007	494.020	789.585	-61.803
128	563	555.323	75.4007	407.541	703.106	7.677
129	642	611.997	75.4007	464.214	759.779	30.003
130	711	676.179	75.4007	528.397	823.962	34.821
131	674	724.313	75.4007	576.530	872.095	-50.313
132	707	676.544	75.4007	528.761	824.326	30.456
133	595	666.208	75.4007	518.425	813.990	-71.208
134	616	657.369	75.4007	509.586	805.151	-41.369
135	504	570.048	75.4007	422.265	717.831	-66.048
136	573	555.107	75.4007	407.324	702.889	17.893
137	712	608.584	75.4007	460.801	756.367	103.416
138	696	695.840	75.4007	548.057	843.622	0.160
139	892	690.163	75.4007	542.381	837.946	201.837
140	742	740.871	75.4007	593.088	888.654	1.129
141	582	749.953	75.4007	602.171	897.736	-167.953
142	533	562.276	75.4007	414.493	710.058	-29.276
143	555	598.271	75.4007	450.488	746.053	-43.271
144	551	654.887	75.4007	507.105	802.670	-103.887
145	668	611.243	75.4007	463.460	759.025	56.757
146	614	653.482	75.4007	505.699	801.265	-39.482
147	593	584.859	75.4007	437.076	732.641	8.141
148	516	571.998	75.4007	424.216	719.781	-55.998
149	531	503.028	75.4007	355.246	650.811	27.972
150	580	536.794	75.4007	389.011	684.576	43.206
151	650	613.965	75.4007	466.183	761.748	36.035
152	704	656.761	75.4007	508.978	804.543	47.239
153	735	678.153	75.4007	530.370	825.935	56.847

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

154	595	655.835	75.4007	508.052	803.617	-60.835
155	591	594.953	75.4007	447.170	742.736	-3.953
156	479	547.261	75.4007	399.478	695.043	-68.261
157	546	561.054	75.4007	413.271	708.836	-15.054
158	698	604.312	75.4007	456.530	752.095	93.688
159	714	719.188	75.4007	571.406	866.971	-5.188
160	579	710.687	75.4007	562.905	858.470	-131.687
161	530	545.579	75.4007	397.796	693.362	-15.579
162	516	524.664	75.4007	376.881	672.447	-8.664
163	416	480.526	75.4007	332.743	628.308	-64.526
164	591	466.872	75.4007	319.089	614.655	124.128
165	595	613.589	75.4007	465.806	761.372	-18.589
166	699	628.230	75.4007	480.448	776.013	70.770
167	647	646.133	75.4007	498.350	793.916	0.867
168	511	584.965	75.4007	437.182	732.747	-73.965
169	542	532.228	75.4007	384.445	680.011	9.772
170	481	482.978	75.4007	335.196	630.761	-1.978
171	618	542.464	75.4007	394.681	690.246	75.536
172	663	639.743	75.4007	491.961	787.526	23.257
173	696	692.859	75.4007	545.077	840.642	3.141
174	536	660.188	75.4007	512.405	807.971	-124.188
175	566	531.271	75.4007	383.489	679.054	34.729
176	704	530.586	75.4007	382.803	678.369	173.414
177	629	579.559	75.4007	431.776	727.342	49.441
The SAS System					30	
10:36 Wednesday, May 26, 2016						
Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
178	752	665.384	75.4007	517.602	813.167	86.616
179	725	747.532	75.4007	599.749	895.315	-22.532
180	707	754.751	75.4007	606.968	902.533	-47.751
181	735	694.818	75.4007	547.036	842.601	40.182
182	756	669.153	75.4007	521.370	816.935	86.847
183	633	723.045	75.4007	575.263	870.828	-90.045
184	624	625.379	75.4007	477.596	773.161	-1.379
185	673	673.705	75.4007	525.923	821.488	-0.705
186	696	748.820	75.4007	601.037	896.602	-52.820
187	682	739.346	75.4007	591.564	887.129	-57.346
188	610	679.842	75.4007	532.060	827.625	-69.842
189	614	607.065	75.4007	459.283	754.848	6.935
190	598	608.462	75.4007	460.679	756.244	-10.462
191	527	563.936	75.4007	416.154	711.719	-36.936
192	617	602.201	75.4007	454.418	749.984	14.799
193	695	654.842	75.4007	507.059	802.625	40.158
194	693	681.063	75.4007	533.281	828.846	11.937
195	704	669.533	75.4007	521.751	817.316	34.467
196	759	662.991	75.4007	515.208	810.773	96.009
197	743	704.205	75.4007	556.423	851.988	38.795
198	522	668.036	75.4007	520.253	815.819	-146.036
199	556	638.667	75.4007	490.885	786.450	-82.667

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA $([3,20],1,1)(0,1,1)^7$ (Lanjutan).

200	712	638.977	75.4007	491.195	786.760	73.023
201	689	726.391	75.4007	578.609	874.174	-37.391
202	590	699.387	75.4007	551.604	847.170	-109.387
203	494	583.410	75.4007	435.627	731.192	-89.410
204	488	541.627	75.4007	393.844	689.409	-53.627
205	505	441.017	75.4007	293.234	588.800	63.983
206	469	542.841	75.4007	395.059	690.624	-73.841
207	727	561.503	75.4007	413.721	709.286	165.497
208	690	642.006	75.4007	494.223	789.788	47.994
209	616	653.063	75.4007	505.281	800.846	-37.063
210	497	571.317	75.4007	423.535	719.100	-74.317
211	525	528.988	75.4007	381.206	676.771	-3.988
212	466	467.714	75.4007	319.931	615.497	-1.714
213	520	533.447	75.4007	385.664	681.229	-13.447
214	699	605.943	75.4007	458.160	753.726	93.057
215	722	666.808	75.4007	519.025	814.591	55.192
216	635	669.497	75.4007	521.714	817.280	-34.497
217	553	591.898	75.4007	444.116	739.681	-38.898
218	498	542.911	75.4007	395.128	690.694	-44.911
219	484	454.699	75.4007	306.917	602.482	29.301
220	529	540.829	75.4007	393.047	688.612	-11.829
221	697	634.492	75.4007	486.709	782.274	62.508
222	737	659.843	75.4007	512.060	807.625	77.157
223	622	645.575	75.4007	497.792	793.357	-23.575
224	556	573.511	75.4007	425.728	721.293	-17.511
225	542	563.483	75.4007	415.700	711.265	-21.483
226	445	487.405	75.4007	339.622	635.188	-42.405
227	488	546.225	75.4007	398.442	694.007	-58.225
228	717	617.978	75.4007	470.195	765.760	99.022
229	887	681.809	75.4007	534.027	829.592	205.191
230	558	721.467	75.4007	573.684	869.249	-163.467
231	542	574.882	75.4007	427.100	722.665	-32.882
232	467	528.204	75.4007	380.421	675.986	-61.204
233	509	467.801	75.4007	320.019	615.584	41.199
234	566	546.676	75.4007	398.893	694.458	19.324
235	708	690.272	75.4007	542.489	838.054	17.728
236	694	713.500	75.4007	565.718	861.283	-19.500
The SAS System				31		
10:36 Wednesday, May 26, 2016						
Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
237	652	608.916	75.401	461.133	756.70	43.084
238	563	572.362	75.401	424.579	720.14	-9.362
239	528	561.531	75.401	413.748	709.31	-33.531
240	431	486.595	75.401	338.812	634.38	-55.595
242	601	698.735	75.401	550.952	846.52	-97.735
243	701	673.577	75.401	525.795	821.36	27.423
244	724	586.531	75.401	438.749	734.31	137.469
245	671	618.532	75.401	470.749	766.31	52.468
246	587	609.119	75.401	461.336	756.90	-22.119

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model
ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

247	574	526.426	75.401	378.643	674.21	47.574
248	635	634.425	75.401	486.642	782.21	0.575
249	616	773.626	75.401	625.844	921.41	-157.626
250	690	686.988	75.401	539.205	834.77	3.012
251	515	625.243	75.401	477.460	773.03	-110.243
252	495	522.775	75.401	374.992	670.56	-27.775
253	636	489.496	75.401	341.714	637.28	146.504
254	497	526.774	75.401	378.991	674.56	-29.774
255	560	576.213	75.401	428.430	724.00	-16.213
256	702	632.159	75.401	484.376	779.94	69.841
257	695	727.529	75.401	579.747	875.31	-32.529
258	614	622.918	75.401	475.135	770.70	-8.918
259	593	560.374	75.401	412.592	708.16	32.626
260	734	568.873	75.401	421.091	716.66	165.127
261	531	607.497	75.401	459.714	755.28	-76.497
262	542	612.189	75.401	464.407	759.97	-70.189
263	749	666.871	75.401	519.088	814.65	82.129
264	708	777.169	75.401	629.387	924.95	-69.169
265	775	666.603	75.401	518.820	814.39	108.397
266	767	653.034	75.401	505.252	800.82	113.966
267	789	737.978	75.401	590.196	885.76	51.022
268	728	663.430	75.401	515.648	811.21	64.570
269	718	732.043	75.401	584.261	879.83	-14.043
270	712	841.550	75.401	693.767	989.33	-129.550
271	718	784.659	75.401	636.877	932.44	-66.659
272	787	700.953	75.401	553.170	848.74	86.047
273	781	742.598	75.401	594.815	890.38	38.402
274	785	764.869	75.401	617.087	912.65	20.131
275	759	679.757	75.401	531.974	827.54	79.243
276	.	772.378	75.401	624.595	920.16	.
277	.	864.136	84.513	698.493	1029.78	.
278	.	881.309	92.734	699.553	1063.07	.
279	.	843.487	97.046	653.281	1033.69	.
280	.	828.638	102.609	627.528	1029.75	.
281	.	821.168	107.886	609.716	1032.62	.
282	.	740.966	113.281	518.939	962.99	.
283	.	798.749	121.384	560.841	1036.66	.
284	.	887.165	127.445	637.377	1136.95	.
285	.	932.102	133.186	671.062	1193.14	.
286	.	890.478	138.373	619.271	1161.68	.
287	.	859.261	143.532	577.943	1140.58	.
288	.	868.305	148.517	577.217	1159.39	.
289	.	785.622	153.377	485.009	1086.23	.
290	.	815.427	160.679	500.503	1130.35	.
291	.	908.380	166.363	582.315	1234.44	.
292	.	953.913	171.854	617.085	1290.74	.
293	.	916.122	176.883	569.437	1262.81	.
294	.	881.790	181.914	525.246	1238.33	.
295	.	895.697	186.810	529.557	1261.84	.

Lampiran 14. Output Peramalan dengan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷ (Lanjutan).

Obs	y	FORECAST	STD	L95	U95	RESIDUAL
296	.	815.83	194.259	435.084	1196.57	.
297	.	859.82	202.623	462.687	1256.95	.
298	.	953.73	209.400	543.315	1364.15	.
299	.	983.84	215.316	561.825	1405.85	.
300	.	943.00	221.099	509.649	1376.34	.
301	.	906.92	226.870	462.266	1351.58	.
302	.	915.14	232.611	459.230	1371.05	.
303	.	841.92	238.490	374.490	1309.35	.
304	.	885.67	246.302	402.924	1368.41	.
305	.	984.22	252.739	488.857	1479.58	.
306	.	1012.94	258.947	505.414	1520.47	.
The UNIVARIATE Procedure						
Variable: RESIDUAL (Residual: Actual-Forecast)						
Moments						
N		267	Sum Weights		267	
Mean		0.80564442	Sum Observations	215.10706		
Std Deviation		74.9699384	Variance	5620.49167		
Skewness		0.45194983	Kurtosis	1.10526789		
Uncorrected SS		1495224.08	Corrected SS	1495050.78		
Coeff Variation		9305.58652	Std Error Mean	4.58808572		
Basic Statistical Measures						
Location Variability						
Mean		0.80564	Std Deviation	74.96994		
Median		-1.41933	Variance	5620		
Mode		.	Range	522.44663		
Interquartile Range		90.85648				
Tests for Location: Mu=0						
Test		-Statistic-		-----p Value-----		
Student's t	t	0.175595	Pr > t	0.8607		
Sign	M	-2.5	Pr >= M	0.8067		
Signed Rank	S	-477	Pr >= S	0.7064		
Tests for Normality						
Test		--Statistic--		-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.984995	Pr < W	0.0067		
Kolmogorov-Smirnov	D	0.045033	Pr > D	>0.1500		
Cramer-von Mises	W-Sq	0.084929	Pr > W-Sq	0.1848		
Anderson-Darling	A-Sq	0.649357	Pr > A-Sq	0.0917		
Quantiles (Definition 5)						
Quantile		Estimate				
100% Max		285.50343				
99%		205.19054				
95%		123.43293				
90%		93.68785				
75% Q3		43.08411				
50% Median		-1.41933				
25% Q1		-47.77237				
10%		-89.40976				
5%		-109.71130				

Lampiran 15. Perhitungan RMSE dan MAPE dari Kedua Model.

l	Z_{n+l}	A_1	A_2	$e_t(A_1)$	$e_t(A_2)$	$(e_t(A_1))^2$	$(e_t(A_2))^2$
1	671	622.91	618.41	48.09	52.59	2312.61	2765.63
2	587	578.43	579.63	8.57	7.37	73.39	54.35
3	574	511.46	506.76	62.54	67.24	3911.15	4520.95
4	635	574.98	600.79	60.02	34.21	3602.20	1170.42
5	616	683.68	739.54	-67.68	-123.54	4580.79	15262.45
6	690	721.11	739.10	-31.11	-49.10	967.66	2411.13
7	515	649.24	668.92	-134.24	-153.92	18021.34	23692.01
8	495	587.94	593.16	-92.94	-98.16	8638.20	9635.05
9	636	562.22	589.48	73.78	46.52	5443.61	2163.89
10	497	504.09	531.37	-7.09	-34.37	50.23	1181.58
11	560	571.78	607.89	-11.78	-47.89	138.65	2293.50
21	702	682.44	713.39	19.56	-11.39	382.63	129.71
13	695	720.79	755.43	-25.79	-60.43	665.16	3651.68
14	614	649.36	676.30	-35.36	-62.30	1250.56	3881.51
15	593	588.27	611.23	4.73	-18.23	22.40	332.28
16	734	562.64	580.28	171.36	153.72	29363.74	23631.22
17	531	504.56	541.97	26.44	-10.97	699.33	120.35
18	542	572.26	593.95	-30.26	-51.95	915.95	2699.25
19	749	682.94	720.80	66.06	28.20	4364.08	795.10
20	708	721.30	770.24	-13.30	-62.24	176.76	3873.74
21	775	649.87	691.86	125.13	83.14	15657.47	6912.97
22	767	588.78	623.31	178.22	143.69	31764.08	20646.24
23	789	563.15	595.10	225.85	193.90	51008.27	37597.40
24	728	505.06	543.84	222.94	184.16	49700.55	33916.08
25	718	572.77	618.87	145.23	99.13	21090.77	9825.86
26	712	683.45	729.79	28.55	-17.79	815.25	316.46
27	718	721.80	766.54	-3.80	-48.54	14.47	2355.92
28	787	650.38	689.66	136.62	97.34	18665.30	9474.84
29	781	589.28	628.71	191.72	152.29	36755.02	23192.21
30	785	563.66	604.50	221.34	180.50	48991.93	32580.86
31	759	505.57	550.32	253.43	208.68	64225.40	43547.88

Keterangan :

$A_1 = \hat{Z}_n(l)$ dari Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷

$A_2 = \hat{Z}_n(l)$ dari Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷

- Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M e_l^2} = \sqrt{\frac{1}{31} \sum_{l=1}^{31} (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} = \sqrt{\frac{1}{31} (424268.92)} \\
 &= \sqrt{13686.09} \\
 &= 116.9876
 \end{aligned}$$

- Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M e_l^2} = \sqrt{\frac{1}{31} \sum_{l=1}^{31} (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} = \sqrt{\frac{1}{31} (324632.56)} \\
 &= \sqrt{10472.018} \\
 &= 102.3329
 \end{aligned}$$

- Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1)⁷

$$\begin{aligned}
 MAPE &= \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100 \% = \left(\frac{1}{31} 3.89 \right) \times 100 \% = 0.1254819 \times 100 \% \\
 &= 12.54819 \%
 \end{aligned}$$

- Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1)⁷

$$\begin{aligned}
 MAPE &= \left(\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \left| \frac{e_l}{Z_{n+l}} \right| \right) \times 100 \% = \left(\frac{1}{31} 3.79 \right) \times 100 \% = 0.1223581 \times 100 \% \\
 &= 12.23581 \%
 \end{aligned}$$

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Surat Keterangan dari PT.KAI (Persero) DAOP IV Semarang.....	43
Lampiran 2 Data Jumlah Penumpang KRD Bojonegoro Rute Bojonegoro-Surabaya	44
Lampiran 3 Syntax SAS untuk Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller Data In Sample</i>	45
Lampiran 4 Syntax SAS untuk Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller data In Sample</i> dengan <i>Differencing 1</i>	46
Lampiran 5 Syntax SAS untuk Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller data In Sample</i> dengan <i>Differencing 1 dan 7</i>	47
Lampiran 6 Syntax SAS untuk Mode ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷	48
Lampiran 7 Syntax SAS untuk Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	49
Lampiran 8 Syntax SAS untuk Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	50
Lampiran 9 Output Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller Data In Sample</i>	51
Lampiran 10 Output Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller Data In Sample</i> dengan <i>Differencing 1</i>	52
Lampiran 11 Output Pengujian <i>Augmented Dickey Fuller Data In Sample</i> dengan <i>Differencing 1 dan 7</i> ..	53
Lampiran 12 Output untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷ ...	54
Lampiran 12 Output untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	55
Lampiran 12 Output untuk Model ARIMA (1,1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	56
Lampiran 13 Output untuk Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	57

Lampiran 13	Output untuk Model ARIMA ([3,20],1,1) (0,1,1) ⁷ (Lanjutan)	58
Lampiran 13	Output untuk Model ARIMA ([3,20],1,1) (0,1,1) ⁷ (Lanjutan)	59
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷	60
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	61
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	62
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	63
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	64
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	65
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	66
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	67
Lampiran 14	Output Peramalan Menggunakan Model ARIMA ([3,20],1,1)(0,1,1) ⁷ (Lanjutan).....	68
Lampiran 15	Perhitungan RMSE dan MAPE dari Kedua Model	69

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan data harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya dengan menggunakan ARIMA *Box-Jenkins* dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

1. Hasil pembentukan model pada jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya yaitu.

$$\begin{aligned} Z_t = & Z_{t-1} + 0.13509Z_{t-3} - 0.13509Z_{t-4} + Z_{t-7} - Z_{t-8} - 0.13509Z_{t-10} + \\ & 0.13509Z_{t-11} + 0.15495Z_{t-20} - 0.15495Z_{t-21} - 0.15495Z_{t-27} + \\ & 0.15495Z_{t-28} - 0.48327a_{t-1} - 0.85476a_{t-7} + 0.41308a_{t-8} + a_t \end{aligned}$$

Dapat diartikan bahwa jumlah penumpang KRD Bojonegoro dipengaruhi oleh data tiga, empat, sepuluh, sebelas, dua puluh, 21, 27 dan 28 hari sebelumnya dan kesalahan satu, tujuh, delapan hari yang lalu.

2. Hasil peramalan harian jumlah penumpang KRD Bojonegoro rute Bojonegoro-Surabaya pada bulan januari 2016 diperkirakan penumpang terbanyak pada hari Minggu tanggal 31 Januari 2016 dan penumpang paling sedikit diperkirakan pada hari Kamis tanggal 7 Januari 2016.

5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah dapat menambahkan metode penelitian yang lebih sesuai dengan hasil analisis yang telah diperoleh yaitu menambahkan efek variasi kalender dan hari libur. Hari libur tersebut seperti tanggal merah dan musim gajian yang terjadi disekitar tanggal tertentu setiap bulannya.

DAFTAR PUSTAKA

- Bowerman, B. L., dan O'Connell, R. T. (1993). *Forecasting and Time series: an Applied Approach*, 2nd Edition. California: Duxbury Press.
- Cryer, J. D., and Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis with Application in R*. Second Edition. New York : Springer.
- Kartikawati, A. Y. (2012). *Analisis Peramalan Bahan Bakar Minyak (BBM) Jenis Premium di SPBU Al Amin Campurdarat Tulungagung Dengan Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Minitab Inc. (2010). *Minitab Statistical Glossary in Minitab 16.2.1*
- Musyafa, A. (2004). *Analisis Deret Waktu Untuk Meramalkan Jumlah Penumpang Kereta Api Rapih Dhoho Jurusan Surabaya-Blitar Lewat Kertosono*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- PT. KAI (Persero). (2015). *1 April 2015, KA Ekonomi Sidoarjo – Surabaya Gubeng – Surabaya Pasarturi – Bojonegoro Beroperasi*. https://kereta-api.co.id/?_it8tn2=Mg==&-_8dnts=Z-GVOYWls&_42ph=MTA=&_24nd=NDYx. Diakses pada hari Selasa, 26 Januari 2016 pukul 22.25 WIB.
- Rahmandhani, R. (2010). *Peramalan Banyaknya Penumpang Kereta Api Kelas Bisnis Eksekutif jurusan Madiun-Jakarta di PT. Kereta Api (Persero) DAOP VII Madiun*. Surabaya : Ins-titut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Website Resmi PT. KAI (Persero) <https://www.kereta-api.co.id> diakses pada hari Selasa, 26 Januari 2016 pukul 22.25 WIB.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, 2nd Edition. New York: Pearson.
- Wijaya, H. N. (2011). *Peramalan Banyaknya Penumpang Harian Kereta Rel Diesel (KRD) Tujuan Kertosono dari Surabaya*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Erisandy Purwaditya Putri atau lebih akrab dipanggil “Risa”. Penulis lahir di Kabupaten Bojonegoro pada hari Selasa tanggal 20 Desember 1994, anak pertama dari dua bersaudara yang terlahir dari pasangan Agus Purwoko dan Endah Ari Ernawati. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis adalah TK Sidobandung 2, SDN Sidobandung 2, SMPN 1 Balen dan SMAN 1 Bojonegoro. Pada tahun 2013 penulis diterima di Jurusan Statistika ITS melalui ujian masuk Diploma dengan NRP 1313030097 dan lulus pada tahun 2016. Selama kuliah penulis menerima pengalaman kepanitiaan dalam beberapa program kerja dari HIMADATA-ITS, selain itu penulis juga menerima pengalaman organisasi yaitu menjadi Sekertaris Departemen Kewirausahaan HIMADATA-ITS. Bagi pembaca yang ingin memberi saran, kritik atau ingin berdiskusi lebih lanjut dengan penulis terkait pertanyaan-pertanyaan mengenai laporan Tugas Akhir ini dapat menghubungi penulis melalui alamat e-mail erisandyputri20@gmail.com.